



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Faculté des sciences et sciences appliquées

Université Larbi Ben M'Hidi. Oum-El-Bouaghi

Département : Hydraulique

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de doctorat en 3^{ème} cycle LMD

Option : ouvrage hydraulique

N° d'ordre :

Sujet :

Evaluation du risque d'érosion des sols et simulation du bilan hydro-sédimentaire à l'aide de SIG, télédétection et des modèles hydrologiques. Cas du bassin versant Kébir Rhumel

Par : ZEGHMAR Amer

Présentée est soutenue publiquement le 13/07/2023

DEVANT LES MEMBRES DU JURY :

<u>Nom et Prénom</u>	<u>Grade</u>	<u>Qualité</u>	<u>Université</u>
KHIARI Abdelkader	Pr	Président	Oum El Bouaghi
MAROUF Nadir	Pr	Rapporteur	Oum El Bouaghi
MOKHTARI El Hadj	MCA	Co-Rapporteur	M'sila
HOUICHI Larbi	Pr	Examineur	Batna II
LAOUACHERIA Farés	MCA	Examineur	Annaba

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Dieu, le tout-puissant, de m'avoir donné la volonté et la patience pour mener à bien ce modeste travail. Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à mes deux encadrateurs Mr.Marouf Nadir, professeur à l'université d'Oum El Bouaghi et Mr.Mokhtari Elhadj, maître de conférences A à l'université de Msila pour leurs appuis, leurs orientations et leurs conseils judicieux durant toute la période du projet de la thèse.

Je tiens à remercier également les membres du jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant de juger et d'évaluer ce travail de thèse ainsi que tous les enseignants qui ont contribué à toute ma formation.

Mes remerciements les plus intenses à mes parents qui m'ont encouragé et m'ont donné la force nécessaire pour atteindre cet objectif de ma vie.

Nous tenons enfin à remercier tous ceux qui ont collaboré de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail :

À ma source d'énergie, ma chère mère à qui je resterai redevable toute ma vie, à Mon très cher Père, à mes chers frères, à tous mes amis et à tout lecteur de cette thèse.

ملخص

أصبحت حقيقة أن العالم يواجه تحديات متعلقة بالمياه واضحة بشكل متزايد في السنوات الأخيرة. لا تزال هذه التحديات واسعة النطاق وتعكس مشاكل خطيرة في إدارة الموارد المائية. تعد الحاجة إلى فهم سلوك التدفقات داخل منطقة مستجمعات المياه وعلى مستوى الأنهار أمرًا ضروريًا ، سواء لإدارة الموارد أو للوقاية من المخاطر التي تسببها الفيضانات الكبرى أو لتحسين جودة الممرات المائية.

في ضوء التطور السريع لأنظمة المعلومات الجغرافية وقدرتها على تحليل البيانات التي توفرها تقنيات الاستشعار عن بعد ، أصبح من الضروري البحث عن نماذج تقليدية لفقدان التربة ، والتي يمكن دمجها مع نظم المعلومات الجغرافية والاستشعار عن بعد (RS)، لتحسين فهمنا لعمليات فقدان التربة وتأثيرها على موارد المياه. في هذه الدراسة ، تم تطبيق نموذجين تجريبيين في منطقة مستجمعات المياه في سد بني هارون: المعادلة العالمية المعدلة لفقدان التربة (RUSLE) والتي طورها رينارد وآخرون. (1997) استنادًا إلى معادلة فقدان التربة العالمية (USLE) وطريقة التآكل المحتملة (EPM) ، التي طورها جافريلوفيتش في مستجمعات مياه نهر مورافا في صربيا في عام 1962. يتمثل هدفنا الأول في تحديد التوزيع المكاني لكثافة التعرية و تقدير متوسط تآكل التربة السنوي ، اعتمادًا على العوامل المتعلقة بالمناخ والتربة والغطاء النباتي والتضاريس. بالإضافة إلى رسم الخرائط وتحليل التباين بين الخريطة الطبوغرافية (2003) ومسح الأعماق (2013) لسد بني هارون. تتيح المقارنة بين المسوحات الباثيمترية إمكانية تحديد الأعماق المختلفة للسد ومعرفة نسبة الانخفاض في السعة التخزينية الناتجة عن ظاهرة انجراف التربة.

بعد ذلك ، تم استخدام نمذجة نقل الرواسب باستخدام أساليب الذكاء الاصطناعي لمحاكاة حمولة الرواسب المعلقة (Qs) في خطوة زمنية يومية ، من خلال ؛ قدرة أربع خوارزميات للنمذجة ، وهي الغابة العشوائية (RF)، الشجرة العشوائية (RT) ، اللجنة العشوائية (RC) و خوارزمية KStar.

أخيرًا ، تم تطوير نمذجة جريان هطول الأمطار بواسطة HEC-HMS والنماذج الهجينة. يتم فحص علاقة جريان الأمطار باستخدام طريقة الهيدرولوجراف لوحدة SCS-CN و SCS بناءً على نموذج الارتفاع الرقمي (DEM) ، ونوع التربة ، والغطاء الأرضي، لمحاكاة التدفق في مستجمعات المياه عند المنفذ. من أجل تطبيق الطريقة ، أولاً ، يتم تجميع الخصائص الفيزيائية للحوض في بيئة Arc-GIS. بعد ذلك ، تتم معالجة المعلومات المتعلقة بالخصائص الفيزيائية للتضاريس. ثم يتم استخدام نموذج HEC-HMS لتقدير نمذجة تدفق المطر على كل من مقياس الفيضان والمقياس اليومي. في نهجنا ، نستخدم نموذجًا شبه موزع تم تطويره باستخدام HEC-HMS ونموذج هجين يدمج مخرجات النموذج شبه الموزع مع خوارزميات التعلم الآلي. تُستخدم هذه النماذج للتنبؤ بالجريان السطحي لهطول الأمطار على كل من مقياس الفيضانات والمقياس اليومي داخل مستجمعات المياه في بني هارون. تم تقييم أداء النموذج باستخدام جذر متوسط الخطأ التربيعي (RMSE) وكفاءة (NSE) Nash-Sutcliffe ومعامل التحديد (R^2) ومخطط تايلور ومخطط الكمان.

الكلمات المفتاحية: EPM ، RUSLE ، فقدان التربة ، الغابة العشوائية (RF) ، شجرة عشوائية (RT) ، لجنة عشوائية (RC) ، خوارزمية KStar ، مسح الأعماق ، HEC-HMS ، GIS.

Résumé

Le fait que le monde soit confronté à des défis liés à l'eau est devenu de plus en plus évident ces dernières années. Ces défis restent répandus et reflètent de graves problèmes de gestion des ressources en eau. La nécessité de la compréhension du comportement des écoulements au sein d'un bassin versant et au niveau des cours d'eau est indispensable, que ce soit pour la gestion des ressources, pour la prévention des risques causés par les crues importantes, ou pour l'amélioration de la qualité des cours d'eau.

À la lumière du développement rapide des systèmes d'information géographique et de leur capacité d'analyser les données fournies par les technologies de télédétection, il est devenu impératif de rechercher des modèles traditionnels de perte de sol, qui peuvent être combinés avec les SIG et la télédétection (RS), pour améliorer notre compréhension des processus de perte de sol et de leur impact sur les ressources en eau. Dans cette présente étude, deux modèles empiriques ont été appliqués dans le bassin versant du barrage de Beni Haroun: L'équation universelle révisée de perte en sol (RUSLE) et développée par Renard et al. (1997) sur la base de l'équation universelle de perte de sol (USLE) et la méthode de potentiel d'érosion (EPM), développée par Gavrilović dans les bassins versants de la rivière Morava en Serbie en 1962. Notre objectif en première partie consiste à déterminer la distribution spatiale de la densité d'érosion et d'estimer l'érosion annuelle moyenne des sols, en fonction des facteurs liés au climat, sol, végétation et la topographie. En plus de cartographier et d'analyser la variance entre la carte topographique (2003) et le levé bathymétrique (2013) du barrage de Beni Haroun. La comparaison des relevés bathymétriques permettant de spatialiser les différentes profondeurs du barrage et de connaître le pourcentage de réduction de la capacité de stockage résultant du phénomène d'érosion des sols.

Après cela, une modélisation de transport solide en utilisant les approches d'intelligence artificielle ont été utilisées pour simuler la charge de sédiments en suspension (Q_s) au pas de temps journalier, à travers ; la capacité de quatre algorithmes de modélisation, à savoir la forêt aléatoire (RF), l'arbre aléatoire (RT), Comité aléatoire (RC) et l'algorithme KStar.

Enfin, une modélisation Pluie-Débit par HEC-HMS et des modèles hybrides a été élaborée. La relation pluie-débit est examinée selon la méthode SCS-CN et SCS unit hydrographe basée sur le model numérique de terraine (MNT), type des sol, l'occupation du sol, afin de simuler l'écoulement dans le bassin versant à l'exutoire. Pour l'applicabilité de la méthode, premièrement, les caractéristiques physiques du bassin sont compilées dans l'environnement Arc-GIS. Par la suite, des paramètres liés aux propriétés physiques du terrain sont traités. Le modèle HEC-HMS est

ensuite utilisé pour estimer la modélisation pluie-débit à la fois à l'échelle de la crue et à l'échelle journalière. Dans notre approche, nous utilisons un modèle semi-distribué développé avec HEC-HMS et un modèle hybride qui intègre les sorties du modèle semi-distribué avec des algorithmes d'apprentissage automatique. Ces modèles sont utilisés pour la prédiction pluie-débit à la fois à l'échelle des crues et à l'échelle journalière dans le bassin versant de Beni Haroun. Les performances des modèles ont été évaluées à l'aide de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), de l'efficacité de Nash – Sutcliffe (NSE), le coefficient de détermination (R^2), le diagramme de Taylor et le graphique Violine.

Mots clés : RUSLE, EPM, perte du sol, Forêt Aléatoire (RF), Arbre Aléatoire (RT), Comité Aléatoire (RC), algorithme KStar, levé bathymétrique, HEC-HMS, SIG.

Abstract

The fact that the world is facing water-related challenges has become increasingly evident in recent years. These challenges are still widespread and reflect serious problems in the management of water resources. The need to understand the behavior of flows within the catchment area and at the level of rivers is essential, whether for resource management, for prevention of risks caused by major floods, or for improving the quality of waterways.

In light of the rapid development of geographic information systems and their ability to analyze data provided by remote sensing technologies, it has become imperative to seek traditional models of soil loss, which can be combined with GIS and remote sensing (RS), to improve our understanding of soil loss processes and their impact on water resources. In this present study, two empirical models were applied in the catchment area of the Beni Haroun dam: The Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE) and developed by Renard et al. (1997) based on the Universal Soil Loss Equation (USLE) and Erosion Potential Method (EPM), developed by Gavrilović in the watersheds of the Morava River in Serbia in 1962. Our first objective part is to determine the spatial distribution of erosion density and to estimate the average annual soil erosion, depending on factors related to climate, soil, vegetation and topography. In addition, to mapping and analyzing the variance between the topographic map (2003) and the bathymetric survey (2013) of the Beni Haroun dam. The comparison of the bathymetric surveys making it possible to spatialize the different depths of the dam and to know the percentage of reduction in the storage capacity resulting from the soil erosion phenomenon.

After that, sediment transport modeling using artificial intelligence approaches were used to simulate the suspended sediment load (Q_s) at daily time step, through; the ability of four modeling algorithms, namely Random Forest (RF), Random Tree (RT), Random Committee (RC) and KStar algorithm.

Finally, Rainfall-Runoff modeling by HEC-HMS and hybrid models was developed. The rainfall-runoff relationship is examined using the SCS-CN and SCS unit hydrograph method based on the digital elevation model (DEM), soil type, land cover, to simulate the flow in the watershed at the outlet. For the method's applicability, first, the physical characteristics of the basin are compiled in the Arc-GIS environment. Subsequently, parameters related to the physical properties of the terrain are processed. The HEC-HMS model is then employed to estimate rain-flow modeling at both the flood scale and the daily scale. In our approach, we utilize a semi-distributed model developed with HEC-HMS and a hybrid model that integrates the semi-distributed model's

outputs with machine learning algorithms. These models are used for rainfall-runoff prediction both at the flood scale and the daily scale within the Beni Haroun watershed. Model performance was evaluated using root mean square error (RMSE), Nash–Sutcliffe efficiency (NSE), coefficient of determination (R^2), Taylor diagram and the Violin chart.

Keywords: RUSLE, EPM, soil loss, Random Forest (RF), Random Tree (RT), Random Committee (RC), KStar algorithm, bathymetric survey, HEC-HMS, GIS.

Sommaire

Remerciement.....	I
Dédicaces	II
ملخص.....	III
Résumé	IV
Abstract	VI
Sommaire	VIII
Liste des figures	XIII
Liste des tableaux	XVII
Liste des abréviations	XVIII
Introduction Générale.....	1
CHAPITRE I: SYNTHESE BIBLIOGRAPHIQUE: EROSION HYDRIQUE ET TRANSPORT SOLIDE	
Introduction	5
I.1. Définition de l'érosion du sol	5
I.2. Types d'érosion	5
I.2.1. Érosion hydrique	5
I.2.1.1. Origine et mécanisme de l'érosion hydrique	6
I.3. Types d'érosion hydrique	7
I.3.1. L'érosion en nappe.....	7
I.3.2. L'érosion linéaire (micro-Channel ou Rill érosion).....	9
I.3.3. Érosion en masse	10
I.3.3.1. Glissements de terrain ou érosion par glissement.....	11
I.3.3.2 Érosion des berges	11
I.4. Facteurs d'érosion hydrique	11
I.4.1. Facteur climatique (le climat)	12
I.4.2. La topographie.....	12
I.4.3. Facteurs lithologiques	12
I.4.4. Le couvert végétal	13
I.4.5. Facteurs anthropiques.....	13
I.5. Quantification de l'érosion	13
I.5.1. Équation universelle de perte de sol (USLE)	14
I.5.2 Formule de Graviilovic	15

I.5.3. Formule de l'ANRH	15
I.5.4. Formule de Tixeront (1960)	16
I.5.6. Formule de Fournier (1960)	16
I.6. Transport solide	16
I.6.1. Mode de transport solide	16
I.6.2. Calcul et estimation du transport solide	17
I.7. Transport par charriage (Bedload transport)	17
I. 7.1. Description du phénomène	18
I.7.2. Transport par suspension	19
I.8. Prédiction empirique du transport solide	19
I.9. Conséquence de l'érosion hydrique	19
I.10. Méthodes de lutte contre l'érosion et le transport solide	20
I.10.1. Procédés agro techniques	20
I.10.2. Restauration des forêts	20
I.10.3. Procédés hydrotechnique	21
I.11. L'érosion du réseau hydrographique	21
Conclusion	22

CHAPITRE II: Aperçu sur les modèles hydrologiques

Introduction	23
II.1. Modélisation hydrologique	23
II.2. Classification des modèles hydrologiques	25
II.2.1. Les modèles déterministes	26
II.2.2. Les modèles empiriques (boite noir)	27
II.2.3. Les modèles conceptuels	27
II.2.4. Les modèles Physique	27
II.3. Description de quelques modèles physiques	28
II.3.1. Le modèle SWAT (Soil and Water Assessment Tool)	28
II.3.1.2. Fonctionnement du modèle SWAT	29
II.3.2. Le model HEC-HMS	30
II.4. Intelligence artificielle	33
II.4.1. Apprentissage automatique	34
Conclusion	35

CHAPITRE III : Présentation de la zone d'étude

Introduction	36
III.1. Situation géographique.....	36
III.2. Données utilisées et méthodologie	38
III.3. Evaluation des paramètres morphométriques	39
III.3.1. Paramètres géométriques	39
III.3.1.1. La surface et le périmètre.....	39
III.3.1.2. Forme du bassin versant.....	40
III.3.1.3. Indice de compacité Gravelius.....	40
III.3.1.4. Rectangle équivalent.....	41
III.3.2. Paramètres du relief.....	42
III.3.2.1. La courbe hypsométrique.....	42
III.3.2.2. Altitudes maximales et minimales	43
III.3.2.3. L'altitude moyenne	44
III.3.2.4. L'altitude médiane	44
III.2.2. Détermination de la pente du bassin versant	44
III.2.2.1. Pente moyenne	44
III.2.2.2. L'indice de pente global I_g	45
III.2.2.3. Dénivelée spécifique (D_s).....	46
III.3. Caractéristiques hydrographiques	48
III.3.1. La densité de drainage	48
III.3.2. constante de stabilité du cours d'eau.....	48
III.3.3. La densité hydrographique	48
III.3.4. Le coefficient de torrentialité.....	49
III.3.5. Le temps de concentration (T_c).....	49
III.4. L'occupation du sol.....	50
III.5. Aperçu lithologique.....	52
Conclusion.....	53
CHAPITRE IV: Estimation de l'érosion par les modèles RUSLE et EPM	
Introduction	54
IV.1. Méthodologie	55
IV.2. Description des modèles	58
IV.2.1. Équation Universelle Révisée de Perte en Sol (RUSLE).....	58
IV.2.1.1. Facteur d'érosivité des pluies (R).....	58
IV.2.1.2 Facteur d'érodibilité des sols (K).....	59

IV.2.1.3. Facteur topographique (LS).....	60
IV.2.1.4. Facteur de couvrir végétale (C).....	62
IV.2.1.5 Facteur de pratique de conservation (P).....	63
IV.2.2. The Erosion Potential Model (EPM).....	65
IV.2.2.1. Le coefficient de température (T).....	66
IV.2.2.2. Indicateur d'érosion existant (ϕ).....	67
IV.2.2.3. Indice de pente moyen (Ja %).....	68
IV.3. Résultats et discussion.....	69
IV.3.1. Estimation des pertes en sol selon le modèle RUSLE et EPM.....	69
IV.3.2. Perte de sol par classes d'occupation du sol.....	71
IV.3.3. Autocorrélation spatiale du taux de perte de sol.....	72
IV.3.4. Validation et comparaison les résultats avec les levés bathymétriques et topographiques.....	73
Conclusion.....	77
CHAPITRE V : Modélisation QI-Qs par l'intelligence artificiel	
Introduction.....	78
V.1. Méthodologie et méthodes utilisées.....	79
V.2. Contexte de la théorie des modèles.....	81
V.2.1. KStar.....	81
V.2.2. Modèle de comité aléatoire (RC).....	82
V.2.3. Arbre aléatoire (RT).....	82
V.2.4. Forêt aléatoire (RF).....	82
V.3. Évaluation et comparaison des modèles.....	83
V.4. Résultats et discussion.....	84
Conclusion.....	90
CHAPITRE VI : Modélisation Pluie-Débit à l'aide de HEC-HMS et des modèles hybrides	
Introduction.....	91
VI.1. Méthodologie.....	93
VI.2. Assemblage et préparation des données.....	96
VI.2.1. Modèle numérique de terrain (MNT).....	96
VI.2.2. Couvert végétal.....	96
VI.2.3. Type de sol.....	96
VI.3. Descriptif des modèles.....	97
VI.3.1. HEC-HMS (hydrologic engineering center-hydrological modeling system).....	97

VI.3.1.1. La fonction de production : SCS-CN.....	97
VI.3.1.2. Modélisation de ruissellement (fonction de transfert) : hydrogramme unitaire	98
VI.3.2. Forêt aléatoire (RF)	99
VI.3.3. Le modèle Bagging	100
VI.4. Évaluation et comparaison des modèles	101
VI.5. Résultats et discussion	102
VI.5.1. La modélisation des événements pluie-débit.....	102
VI.5.1.1. HEC-HMS	102
VI.6. Modélisation pluie-débit journalière	104
VI.6.1. Pluie-débit à l'aide de HEC-HMS	104
VI.6.2. Pluie-débit à l'aide des algorithmes d'apprentissage automatique	105
Conclusion.....	108
Conclusion générale	109
Références bibliographiques	112
Annexe supplémentaire	126

Liste des figures

CHAPITRE I

Figure I.1. Mécanisme de l'érosion hydrique	6
Figure I.2. Les différents types d'érosion	7
Figure I.3. Diagramme de Hjulstrom	8
Figure I.4. Erosion linéaire.....	10
Figure I.5. Les différents facteurs d'érosion hydrique.....	11
Figure.1.5. Mode de transport solide en hydraulique	17

CHAPITRE II

Figure. II.1. des principaux flux verticaux et latéraux dans les modèles hydrologiques	24
Figure. II.2. Classification du modèle hydrologique	25
Figure II.3. Principe de discrétisation des Unités des Réponse Hydrologique (URH).....	28
Figure II.4. Schéma du cycle hydrologique simulé par SWAT	30
Figure II.5. types d'apprentissage automatique	34

CHAPITRE III

Figure III.1. Situation géographique et limites du bassin versant du barrage de Beni Haroun.....	37
Figure III.2. Les sous bassins du bassin versant du barrage de Beni Haroun	37
Figure. III.3. Méthodologie de l'analyse morphométrique.....	38
Figure III.4. Elévation du sous bassin versant	39
Figure III.5 : L'influence de la forme du bassin versant sur l'hydrogramme.	40
Figure III.6. Quelques valeurs de Kc pour différentes formes de bassin versant	41
Figure III.7. Carte hypsométrique du bassin versant de Beni Haroun	42
Figure III.8. Courbe hypsométrique du Bassin versant de Beni Haroun	43
Figure III.9. Altitude médiane du bassin versant de Beni Haroun.....	44
Figure III.10. Pente du bassin versant du barrage Beni Haroun	45
Figure III.11. La représentation des différentes altitudes ($H_{5\%}$ et $H_{95\%}$).....	46
Figure III.12. Carte d'occupation du sol du bassin versant de Beni Haroun	51
Figure III.13. Carte lithologique	52

CHAPITRE IV

Figure IV.1 : Organigramme de la méthodologie adoptée.....	57
Figure IV.2. Précipitations (a), Érosivité des pluies (b) (MJ mm ha ⁻¹ h ⁻¹ an ⁻¹).....	59
Figure IV.3. Carte d'érodibilité des sols (K)	60
Figure IV.4. Distribution des valeurs du facteur LS dans le bassin versant.....	61
Figure IV.5. Carte d'occupation du sol (a), facteur C _{NDVI} (b).....	63
Figure IV.6. Facteur de pratique de conservation (P)	64
Figure IV.7. Température moyenne annuelle (°C), facteurs de température moyenne annuelle	67
Figure IV.8. La carte de l'indicateur d'érosion existant (ϕ)	68
Figure IV.9. Carte des coefficients des pentes moyennes (Ja)	68
Figure IV.10. Cartes annuelles de répartition des pertes en sol (RUSLE et EPM).....	69
Figure IV.11. Classes de perte en sol du bassin versant de Beni Haroun	70
Figure IV.12. Résultat de l'indice I de Moran pour les modèles RUSLE et EPM	72
Figure IV.13. Courbe Capacité-hauteur du barrage de Beni Haroun	73
Figure IV.14. Comparaison entre la bathymétrie 2003 et 2013 du barrage de Beni Haroun	74
Figure IV.15. Les changements des profondeurs d'eau dans le barrage de Beni Haroun.	75
Figure V.16. Changements des profondeurs d'eau dans le barrage de Beni Haroun	76
Figure IV.17. Changements des profondeurs d'eau dans le barrage de Beni Haroun	76

CHAPITRE V

Figure V.1. Situation géographique et location des stations hydrométriques étudiées	80
Figure V.2. Organigramme de la méthodologie	81
Figure V.3. Organigramme du fonctionnement du RT.....	82
Figure V.4. Organigramme du fonctionnement RF.....	83
Figure V.5. Nuages de points des valeurs de Qs observées et prédictive pour l'ensemble des données : (a) RT ; (b) RC; (c) KStar; (d) RF	87
Figure V.6. Diagramme de violon de différents modèles d'apprentissage automatique (phases d'apprentissage et de test).....	88
Figure V.7. Diagrammes de Taylor affichant une comparaison statistique de quatre modèles appliqués pendant les phases d'apprentissage et de test.....	89

CHAPITRE VI

Figure VI.1. Les sous-bassin de la zone d'étude.....	93
---	----

Figure VI.2. Organigramme de la méthodologie.....94

Figure VI. 3. Événements hydrologiques pour la calibration et la validation du modèle95

Figure VI.4. Cartes caractéristiques d'élévation (a), l'occupation du sol (b).....96

Figure VI.5. Carte caractéristique du type de sol97

Figure VI.6. Organigramme du fonctionnement FA100

Figure VI.7. Algorithme du modèle Bagging(Choi & Hur, 2020).....101

Figure VI.8. Calibration et validation du model HEC-HMS (station de Tassadan).....102

Figure VI.9. Calibration du modèle HEC-HMS durant la période 1982-1988105

Figure VII.10. Calibration du modèle HEC-HMS durant la période 1982-1988.....105

Figure VI.11. Nuages de points pour les valeurs observées et prévues.....106

Figure VI.12. Diagramme de violon de différents modèles d'apprentissage automatique appliqués.....107

Figure VI.13. Diagrammes de Taylor affichant une comparaison statistique des cinq modèles appliqués (phases d'apprentissage et de test)107

Figure VI.14. Comparaison entre le débit observé et simulés pour les cinq modèles.....108

Liste des tableaux**CHAPITRE I**

Tableau I.1. Formes de l'érosion linéaire.....	10
---	----

CHAPITRE II

Tableau II.1. Caractéristiques du modèle déterministe.....	26
---	----

Tableau II.2. Équations directrices utilisées dans les modèles hydrologiques sélectionnés	32
--	----

Tableau II.3. Processus hydrologiques modélisés	32
--	----

Tableau II.4. Les données d'entrée.....	33
--	----

CHAPITRE III

Tableau III.1. Les types, descriptions, sources et informations des données utilisées dans l'étude	38
---	----

Tableau III.2. Paramètres de surface/de forme du bassin versant	42
--	----

Tableau III.3. Répartition de la surface partielle en fonction de l'altitude du bassin versant de Beni Haroun.....	43
---	----

Tableau III.4. classification d'ORSTOM selon la pente globale.....	46
---	----

Tableau III.5. classification d'ORSTOM selon la dénivelée spécifique	47
---	----

Tableau III.6. Paramètre des reliefs du bassin versant	47
---	----

Tableau III.7. Principales caractéristiques morphométriques du bassin.....	50
---	----

Tableau III.8. le détail des différentes catégories	51
--	----

Tableau III.9 : Détail des différentes catégories de type de sol.....	52
--	----

CHAPITRE IV

Tableau IV.1. Types, descriptions, sources et informations des données utilisées	56
---	----

Tableau IV.2. Principaux types d'occupation des sols	63
---	----

Tableau IV.3. Facteur P selon les types de culture et de pente	64
---	----

Table IV.4. Constants thermique pour déférente bands satellites	66
--	----

Tableau IV.5. Coefficient des pentes moyennes (Dragičević et al., 2016).....	69
---	----

Tableau IV.6. Perte annuelle de sol dans le bassin versant de Beni Haroun (RUSLE et EPM)	70
---	----

Tableau IV.7. Pourcentage de surface sous différentes classes d'érosion du sol et types d'occupation du sol (RUSLE).....	71
---	----

Tableau IV.8. Pourcentage de surface sous différentes classes d'érosion du sol et types d'occupation du sol (EPM)	71
--	----

Tableau IV.9. Résultat de l'indice I de Moran72

CHAPITRE V

Tableau V.1. Combinaisons des facteurs d'entrée proposés.....80

Tableau V.2. Meilleures combinaisons d'entrées du modèle pendant les phases d'apprentissage et de test en fonction des indicateurs de performance pour la station de Tassadane85

Tableau V.3. Meilleures combinaisons d'entrées du modèle pendant les phases d'apprentissage et de test en fonction des indicateurs de performance pour la station de Grarem86

Tableau V.4. Meilleures combinaisons d'entrées du modèle pendant les phases d'apprentissage et de test en fonction des indicateurs de performance pour la station de El Athmania86

CHAPITRE VI

Tableau VI.1. Les caractéristiques des événements météorologiques95

Tableau VI.2. Temps de concentration, temps de réponse (log time et le numéro de courbe CN (Curve Number) dans la zone d'étude.....99

Tableau VI.3. Résultats de simulation du model HEC-HMS103

Tableau VI.4. Indices statistiques des différents modèles104

Tableau VI.5. Meilleures combinaisons des modèles pendant les phases d'apprentissage et de test.....106

Liste des abréviations

AI : Intelligence Artificielle

ANRH : Agence National des Ressources Hydrauliques

CN : Curve Number

EPM : Méthode Potentiel d'Erosion

LR : Régression logistique

ML : Apprentissage automatique

MNT : Model Némérique de Terrain

NDVI : Indice de Végétation par Différence Normalisée

QI : Débit Liquide

Q_{obs} : Débit Observé

Q_s : Débit Solide

R : Coefficient de corrélation

R² : Coefficient de détermination

RC : Comité Aléatoire

RF : Forêt Aléatoire

RMSE : Root Mean Square Error : Erreur moyenne quadratique

RNA : Réseaux De Neurones Artificiels

RT : Arbre Aléatoire

RUSLE : Equation Universelle Révisée de Perte en Sol

SCP : Plugin de Classification Semi-automatique

SIG : Systèmes d'Information Géographique

SVM : Machines A Vecteurs De Support

WQI : Indice De Qualité De L'eau

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction Générale

L'eau c'est la vie, un terme sur lequel personne n'est en désaccord, et parce que l'eau est un facteur régulateur du développement de tout pays dans le monde. Il est donc nécessaire la mesurer le gérer au plus juste pour répondre aux différents besoins (agriculture, eau potable, approvisionnement en eau des usines), D'autre part, l'érosion hydrique est un problème majeur menaçant les barrages et les infrastructures hydrauliques.

L'Algérie connaît de nombreux défis liés à l'érosion en raison de plusieurs facteurs naturels et humains qui ont entraîné une diminution des ressources en eau. Ces défis restent répandus et reflètent de graves problèmes de gestion des ressources en eau. Afin de surmonter ce problème, des études approfondies des phénomènes hydrologiques est nécessaire dans les bassins versants. Le système d'information géographique (SIG), ainsi que d'autres technologies partenaires, telles que la télédétection, le système de positionnement global, l'intelligence artificielle, les systèmes informatiques et l'analyse de données, ont joué un rôle central dans la surveillance de l'érosion des sols et la prévision précise des débits de ruissellement et pour la gestion ciblée des ressources en eau.

La nécessité de la compréhension du comportement des écoulements au sein d'un bassin versant et au niveau des cours d'eau est indispensable, que ce soit pour la gestion des ressources, pour la prévention des risques causés par les crues importantes, ou pour l'amélioration de la qualité des cours d'eau. La caractérisation du fonctionnement d'un bassin versant revient à étudier la réponse de ce bassin face aux forçages climatiques, notamment les précipitations. Cette réponse est soumise aux divers facteurs qui concernent surtout les caractéristiques du terrain. Pour certains types de pluies, le comportement des écoulements est intimement lié à la topographie et à la morphologie du bassin (Douvinet, 2006). La prise en compte de ces caractéristiques du terrain nécessite une spatialisation des paramètres et des processus. C'est dans cette optique qu'un outil SIG montre son efficacité et ses grandes possibilités d'exploitation. Beaucoup de développeurs des modèles hydrologiques ont déjà choisi ArcGIS comme outil d'analyse spatiale : SWAT (Arnold et al., 1996) avec ArcSWAT ou HEC-HMS avec HEC-geo-HMS (HEC-HMS, 2009). Ces modèles hydrologiques essaient de reconstituer et d'anticiper le comportement du bassin en modélisant les composantes du cycle de l'eau.

À la lumière du développement rapide des systèmes d'information géographique et de leur capacité d'analyser les données fournies par les technologies de télédétection, il est devenu impératif de rechercher des modèles traditionnels de perte de sol, qui peuvent être combinés avec les SIG et la télédétection (RS), pour améliorer notre compréhension des processus de

perte de sol et de leur impact sur les ressources en eau. Dans cette présente étude, deux modèles empiriques ont été appliqués dans le bassin versant du barrage de Beni Haroun: L'équation universelle révisée de perte en sol (RUSLE) développée par Renard et al. (1997) sur la base de l'équation universelle de perte de sol (USLE) (Angima et al., 2003; Renard, 1997; Renard et al., 1991; Wischmeier and Smith, 1949) et la méthode de potentiel d'érosion (EPM), développée par Gavrilovc' dans les bassins versants de la rivière Morava en Serbie en 1962 (Efthimiou et al., 2017). Les deux modèles nécessitent des facteurs liés au climat, au sol, à la végétation et à la topographie. Donc notre objectif en première partie consiste à déterminer la distribution spatiale de la densité d'érosion et d'estimer l'érosion annuelle moyenne des sols, En plus de cartographier et d'analyser la variance entre la carte topographique (2003) et le levé bathymétrique (2013). Les levés bathymétriques ont permis d'obtenir des informations détaillées sur la topographie du fond du barrage, y compris de spatialiser la différence de profondeur dans le barrage de Beni Haroun. Les cartes finales visent à donner un aperçu sur les zones les plus vulnérables à l'érosion des sols afin de prendre des mesures de conservation et de mettre en œuvre le programme de gestion des terres approprié.

En deuxième partie de travail de thèse, nous avons utilisé l'apprentissage automatique (ML) qui est classé comme une méthode de l'intelligence artificielle pour la modélisation de la charge sédimentaire. Les algorithmes ML ont prouvé leur avantage sur la gestion d'un système hautement non linéaire par rapport à la plupart des approches physiques et statistiques (Arabameri et al., 2022; Fleming and Goodbody, 2019). Nous avons proposé pour simuler la charge en sédiments en suspension (Qs) pendant les périodes journalières les modèles Forêt Aléatoire (RF), Arbre Aléatoire (RT), Comité Aléatoire (RC) et l'Algorithme Kstar ont été appliquées dans le bassin versant de Beni Haroun (Fleming and Goodbody, 2019; Hasanuzzaman et al., 2022; Jimeno-Sáez et al., 2022; Mantey et al., 2022; Young and Liu, 2015; Zhang, 2003).

Après cela, nous avons utilisé une approche d'un modèle à bases physiques (HEC-HMS), qui permet au modélisateur de choisir entre de nombreux paramétrages de perte d'infiltration (HEC, 2000). La relation pluie-débit est examinée selon la méthode SCS-CN et SCS unit hydrographe basée sur le model numérique de terrain (MNT), type des sol, l'occupation du sol, les précipitations et les débits journalier et les événements des crues, afin de simuler l'écoulement dans le bassin versant à l'exutoire. La technique du nombre de courbes (Curve Number) permet les calculs d'infiltration distribués dans l'espace. La capacité d'infiltration est quantifiée grâce à un paramètre dérivé du Service de la Conservation des Sols (SCS) appelé

CN. Le CN est une méthode permettant de déterminer le volume de ruissellement sur une zone en fonction de l'occupation du sol, type de sol et les groupes du sol hydrologiques sont déterminés en fonction du type et de l'infiltrabilité du sol (US SCS, 1986).

Cette étude aussi propose des prévisions de pluie-débit dans le bassin versant de Beni Haroun, en utilisant une approche hybride en combinant un modèle à bases physiques (HEC-HMS) avec les algorithmes d'Apprentissage automatique (ML).

Objectifs

L'objectif de la présente étude était de mieux appréhender le phénomène de l'érosion des sols et la simulation de bilan hydro-sédimentaire et la modélisation pluie débit dans le bassin versant de Beni Haroun. Sur la base de l'objectif spécifique global de la recherche. Les objectifs de recherche élaborée sont formulés comme suit.

- Cartographie de l'érosion de sol à partir des modèles empiriques et l'analyse spatiale de l'érosion (RUSLE et EPM).
- Cartographier et l'analyse de la variance entre la carte topographique (2003) et le levé bathymétrique (2013) du barrage de Beni Haroun.
- L'analyse de la performance des modèles d'intelligence artificielle pour obtenir de meilleures performances de prévision des transports solides avec différents types d'entrée.
- Examiner les performances des modèles physiques semi-distribués pour obtenir la meilleure performance dans la simulation de la transformation de la pluie en débit.
- L'analyse de la performance des modèles semi distribués et les modèles hybride, qui intègre les sorties d'un modèle semi distribués dans des algorithmes d'apprentissage automatique.

Donc notre travail de thèse comporte principalement six chapitres : introduction générale, recherche bibliographique sur l'érosion hydrique (littérature) revue, généralité sur les modèles hydrologiques, la définition de la zone d'étude, l'estimation de l'érosion par les model RUSLE et EPM, modélisation des transports solide par l'intelligence artificiel (IA), modélisation pluie débit par HEC-HMS et des model hybride, et conclusion avec de futures recommandations.

Le détail des chapitres est donné comme suit :

Le premier chapitre, se concentre principalement sur la revue de la littérature recherche bibliographique sur l'érosion hydrique (les différents types d'érosion hydrique, les principaux facteurs, les différentes méthodes utilisées pour la quantification).

Le deuxième chapitre, se présente principalement une revue de la littérature sur les modèles hydrologiques et leurs classifications.

Le troisième chapitre, présente les caractéristiques morphologiques de la zone d'étude à partir d'un MNT (30m), l'occupation du sol et le type du sol.

Le quatrième chapitre: l'estimation de l'érosion par les modèles RUSLE et EPM. De même, nous avons préparés l'ensemble des cartes nécessaires (MNT, type de sol, occupation du sol), afin de connaître la répartition spatiale de l'érosion. En plus de cartographier et d'analyser la variance entre la carte topographique (2003) et le levé bathymétrique (2013) du barrage de Beni Haroun.

Le cinquième chapitre: est consacré principalement, à la modélisation de transport solide. Des approches d'intelligence artificielle ont été utilisées pour simuler la charge de sédiments en suspension (Q_s) au pas de temps journalier, à travers ; la capacité de quatre algorithmes de modélisation, à savoir la forêt aléatoire (RF), l'arbre aléatoire (RT), Comité aléatoire (RC) et l'algorithme KStar.

Le sixième chapitre: présente l'application de la modélisation pluie débit par HEC-HMS et des modèles hybrides. Dans cette partie, nous avons utilisé un modèle semi-distribué développé à l'aide de HEC-HMS, et un modèle hybride qui intègre les sorties d'un modèle semi distribués dans des algorithmes d'apprentissage automatique.

Enfin, une conclusion générale récapitule les principales démarches et l'essentiel des résultats obtenus par ce travail de thèse, avec des perspectives.

CHAPITRE I

**SYNTHESE BIBLIOGRAPHIQUE: EROSION
HYDRIQUE ET TRANSPORT SOLIDE**

Introduction

L'eau est la ressource naturelle la plus importante et la gestion de son utilisation est un défi majeur pour l'humanité, compte tenu de l'augmentation massive de la population et de leur besoin de cette ressource vitale. L'érosion des sols, le transport solide et l'envasement des barrages sont des phénomènes graves qui menacent le développement durable du bassin versant. L'érosion des sols est un phénomène naturel ou géologique dans lequel les particules de sol sont séparées et déplacées par plusieurs facteurs principaux : la pluie, la végétation, le sol, la topographie (pente) et les effets de l'occupation du sol (Ganasri and Ramesh, 2016; Neboit, 1991). Ce phénomène naturel a des effets très néfastes au niveau régional, ce qui nécessite des recherches approfondies et des mesures sur le terrain. L'érosion peut prendre différentes formes combinées dans le temps et dans l'espace : érosion en nappe et érosion linéaire. L'envasement des réservoirs et des barrages est l'une des conséquences les plus graves associées aux problèmes d'érosion et de transport des sédiments. Pour relever ce défi, un ensemble d'outils a été développé pour comprendre ce phénomène. Dans ce contexte, la modélisation hydrologique est l'outil le plus approprié pour comprendre le cycle de l'eau à petite et grande échelle.

I.1. Définition de l'érosion du sol

L'érosion des sols est un processus naturel et continu qui résulte de l'action combinée de différents facteurs, notamment l'eau, le vent, la gravité, et les activités humaines. Elle conduit à la perte de la couche arable, qui est la couche supérieure du sol riche en matière organique et en éléments nutritifs essentiels pour la croissance des plantes (Neboit, 1991).

I.2. Types d'érosion

L'érosion des sols est un problème répandu en milieu rural et urbain dans le nord de l'Algérie. L'érosion des sols prend de nombreuses formes : il est effectué par l'eau, les actions humaines, le vent et quelques autres facteurs. Ce chapitre consistera à expliquer les différents types d'érosion hydrique, les principaux facteurs, les différentes méthodes utilisées pour la quantification, ainsi que les moyens de lutter contre ce type d'érosion.

I.2.1. Érosion hydrique

L'érosion hydrique est le détachement et l'enlèvement des matériaux du sol par l'eau. Le processus peut être naturel ou accéléré par l'activité humaine. Le taux d'érosion peut être très lent à très rapide, selon le sol, le paysage local et les conditions météorologiques (Balasubramanian, 2017; Toy et al., 2002).

I.2.1.1. Origine et mécanisme de l'érosion hydrique

Les processus d'érosion hydrique ne se produiront pas sans la présence d'eau. Les précipitations agissent comme le principal moteur de l'amélioration des processus d'érosion. L'érosion excessive peut menacer la production de produits agricoles et forestiers. L'érosion peut également avoir un impact sur les structures d'adduction et de stockage de l'eau et contribuer à la pollution des surfaces terrestres.

L'érosion du sol peut se produire en trois étapes (Figure I.1) : le détachement des particules de sol par l'impact des gouttes de pluie, splash ou l'écoulement de l'eau. Transport de particules détachées par splash ou écoulement d'eau et la sédimentation des apports a lieu lorsque l'énergie cinétique du courant, qui déplace les matériaux issus du détachement, diminue ou s'annule. Par conséquent, l'érosion des sols est un processus physique nécessitant de l'énergie, et son contrôle nécessite certaines mesures pour dissiper cette énergie.

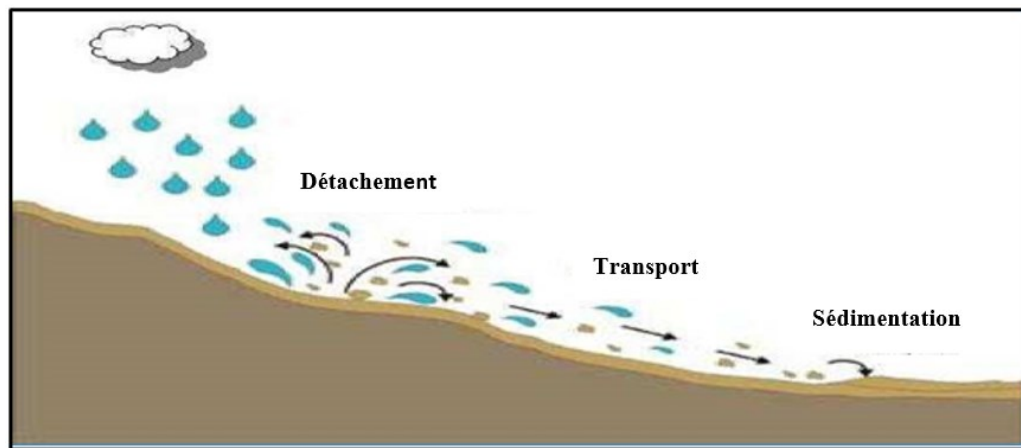


Figure I.1. Mécanisme de l'érosion hydrique (Thibault Lorin,2018)

A. Détachement

Le détachement des particules peut se faire par l'impact des gouttes de pluie, par une combinaison d'impacts des gouttes de pluie et du ruissellement, ou par le ruissellement seul. L'énergie requise pour détacher les particules est plus importante que l'énergie de transporter les particules (Young and Wiersma, 1973). Les principaux mécanismes conduisant au détachement sont:

1. Splash est la première étape de l'érosion hydrique. L'impact des gouttes sur le sol provoque le détachement et la projection des particules dans toutes les directions.
2. Le ruissellement de surface, qui apparaît dès que la pluie dépasse la limite d'absorption du sol et exerce des actions de décollement et de transport sur ce dernier.

B. Transport

Il est dû à la fois aux gouttes d'eau de pluie (effet splash) et aux eaux de ruissellement. Ainsi, le transport est assuré par ces eaux. Cependant, il est à signaler que le mode de transport par effet splash est généralement négligeable sauf sur pente forte. Alors que les eaux de ruissellement sont les plus responsables du transport des particules du sol détachées (MOKHTARI, 2017).

C. Sédimentation

Le dépôt des apports sédimentaires a lieu lorsque l'énergie cinétique du courant, qui déplace les matériaux issus du détachement, diminue ou s'annule (Neboit, 1991). L'agent responsable de la sédimentation est l'eau de ruissellement. Les particules arrachées au sol se déposent entre le lieu d'origine et l'aval selon leur :

- Dimension
- Densité
- Et capacité de transport du ruissellement ou du cours d'eau.

I.3. Types d'érosion hydrique

Il existe trois principaux types d'érosion du sol induite par l'eau : érosion en nappe, érosion linéaire et l'érosion en masse.

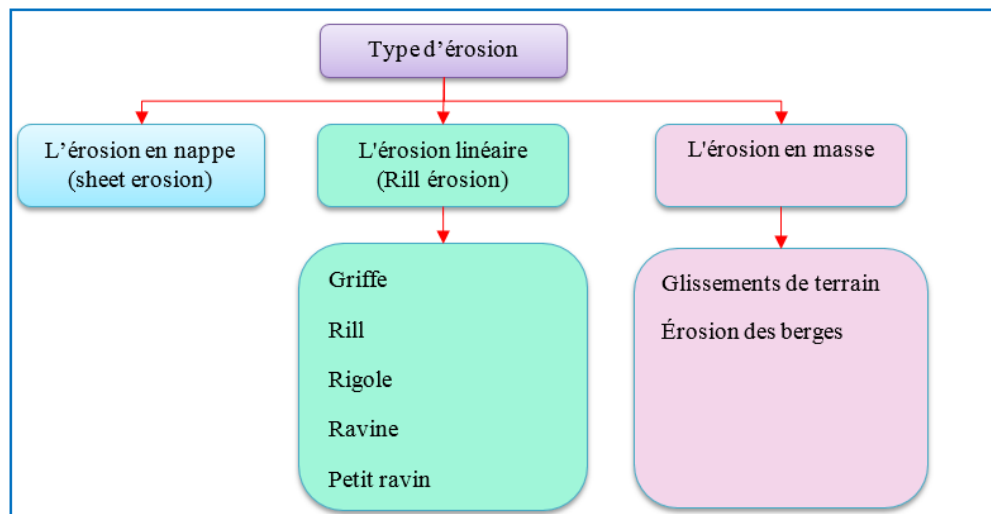


Figure I.2. Les différents types d'érosion

I.3.1. L'érosion en nappe

L'érosion en nappe (sheet érosion), c'est le stade initial de la dégradation des sols par érosion, apparaît suite à l'action conjointe de l'effet « effet splash » et le ruissellement. La battance des gouttes de pluie va envoyer des gouttelettes dans toutes les directions. Seulement, sous l'effet de la gravité les gouttelettes auront une vitesse plus importante vers l'aval que vers

l'amont. Cette érosion en nappe est peu visible car elle se fait de façon uniforme sur l'ensemble des surfaces exposées aux pluies (Roose, 1994).

L'érosion en nappe dépend de:

- L'intensité maximale des pluies qui déclenchent le ruissellement
- L'énergie cinétique des pluies qui détachent les particules
- La durée des pluies et/ou l'humidité avant les pluies

Lorsqu'il y a érosion en nappe, le déplacement des particules se fait d'abord par effet "splash" à courte distance puis par ruissellement en nappe. Le battement des gouttes de pluie envoie des gouttelettes et des particules dans toutes les directions. En effet, ce n'est qu'après formation de flaques et débordement d'eau non infiltrée d'une flaque à l'autre que se produit le ruissellement en nappe. Celui-ci se répandant à la surface du sol gardera une vitesse faible en raison de la rugosité du sol (mottes, herbes, feuilles, racines, cailloux, etc...). Avec le décapage de la couche superficielle du sol et au fil du temps, les racines sont plus exposées en surface. Ainsi, une érosion en nappe peut se produire. Lors de l'entraînement des pluies, des particules voire des agrégats (notamment lorsque de grosses gouttes d'orage tombent sur des mottes sèches) vont quitter les mottes pour se déposer dans les creux et y former des croûtes de sédimentation de très faible capacité d'infiltration, comme indiqué dans le schéma suivant.

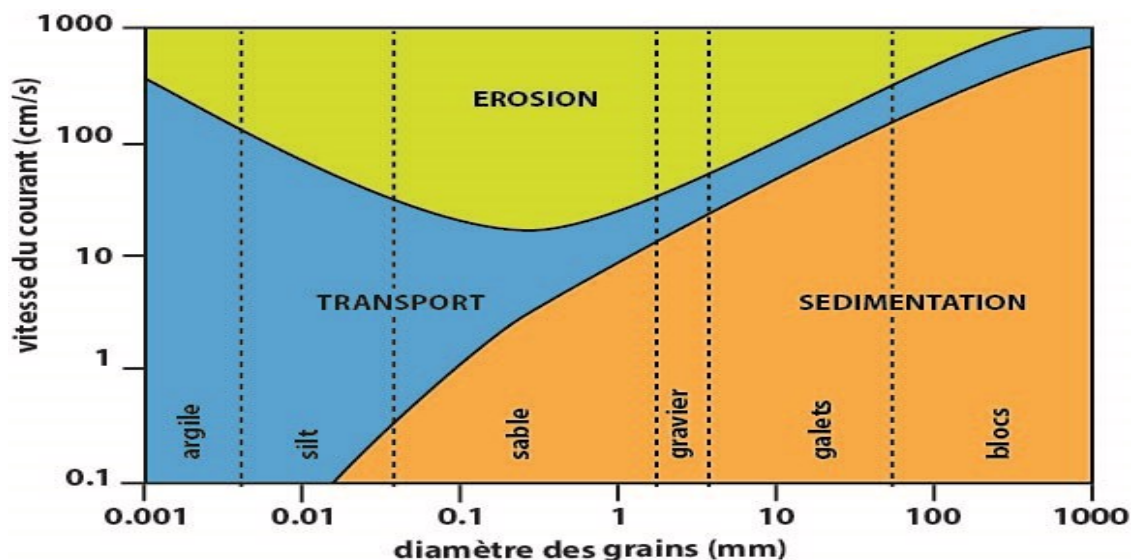


Figure I.3. Diagramme de Hjulstrom (Bioffin,1984)

Ce diagramme de Hjulström montre qu'il existe trois secteurs dépendant de la vitesse des eaux et du diamètre des particules des matériaux terreux. En fait, il fournit des informations très importantes :

1. Les matériaux les plus sensibles à l'arrachement par ruissellement ont une texture semblable à du sable fin de 100 microns. Les matériaux plus argileux sont plus cohérents. Les matériaux plus grossiers contiennent des particules lourdes qui nécessitent une vitesse de fluide plus élevée. Il est intéressant de noter que pour Wischmeier et al (1971), les sols les plus érodables sont ceux riches en limon et en sable fin.

2. Tant que les écoulements sont effectués à faible vitesse (25 cm/seconde), ils ne peuvent pas éroder les matériaux. Pour éviter l'érosion linéaire, il faut donc étaler et ralentir les écoulements. D'où l'origine de la théorie de la dissipation de l'énergie du ruissellement.

3. Les particules fines d'argile et de limon sont transportées facilement, même à faible vitesse. Mais, pour des matériaux plus grossiers que les sables fins, on passe très vite de la zone d'érosion à la zone de sédimentation. On comprend donc pourquoi les fossés de drainage des eaux de ruissellement sont soit érodés s'ils sont trop étroits ou trop escarpés, soit ensablés par des matériaux grossiers incapables de circuler. C'est l'une des raisons pour lesquelles les fossés de dérivation ne sont pas satisfaisants dans les pays en développement, car les fossés de dérivation et les terrasses doivent être dessablés et entretenus régulièrement. Au-delà d'une vitesse de 25 cm/seconde, le ruissellement peut non seulement transporter des sédiments fins, mais aussi attaquer le sol et creuser des canaux hiérarchisés où la vitesse augmente rapidement. On passe alors de l'érosion diffuse à l'érosion concentrée, c'est-à-dire l'érosion linéaire (griffes, ravines et ravines) (BOUZERIA Housseyn,2018).

I.3.2. L'érosion linéaire (micro-channel ou rill érosion)

L'érosion linéaire est exprimée par tous les creusements linéaires qui entaillent la surface du sol suivant diverses formes et dimensions (griffes, rigoles, ravines, etc.). En fait, L'érosion linéaire apparaît lorsque le ruissellement en nappe s'organise, il creuse des formes de plus en plus profondes (Kalman,1976). On parle de griffes lorsque les petits canaux ont quelques centimètres de profondeur, de rigoles lorsque les canaux dépassent 10 cm de profondeur mais sont encore effaçables par les techniques agricoles. En effet, sur un bassin versant ou une parcelle, l'érosion en rigole succède à l'érosion en nappe par concentration du ruissellement dans les creux. A ce stade, les rigoles ne convergent pas mais forment des ruisselets parallèles. On parle de nappe ravinant lorsque les creux ne dépassent pas 10 à 20 cm mais que leur largeur atteint plusieurs mètres et enfin, de ravines lorsque les creux atteignent plusieurs dizaines de cm (plus de 30 cm) et en particulier, lorsqu'ils ne sont plus effaçables par les techniques culturales. A l'intérieur des ravines, on peut encore distinguer des petites ravines dont le lit est

encore encombré de végétation herbacée et surtout arbustive et qu'on pourra fixer rapidement par des méthodes biologiques. Par contre, dans des grandes ravines qui peuvent s'étaler sur plusieurs kilomètres, le canal central comporte des blocs rocheux, témoins d'un charriage important et d'une certaine torrencialité.

Tableau I.1. Formes de l'érosion linéaire (Hadir, 2010 ; Ghenim, 2008)

Formes	Tracé	Longueur	Largeur	Profondeur
Griffe	Sinueux	<1 m	< 10 cm	5-6 cm
Rill	Rectiligne	Centaine de m	10-20 cm	5-10 cm
Rigole	Sinueux	Dizaine de m	5-70 cm	10-30 cm
Ravine	Peu sinueux	Centaine de m	50 cm à 1m	30-50 cm
Petit ravin	Peu sinueux	Centaine de m	50 cm à 1m	50-200 cm



Figure I.4. Erosion linéaire (Melalih, 2012)

I.3.3. Érosion en masse

Cette forme d'érosion s'applique à un volume à l'intérieur de la couverture pédologique. Ce type d'érosion n'appartient pas au ruissellement en nappe ni au ruissellement par lignes. Plusieurs mouvements de masse sont décrits dans la littérature (Roose, 1994; Rouet et al., 2009). Le sapement de berges est fréquemment observé en tête de ravines et se traduit par des éboulements rocheux sur la partie supérieure de la ravine, la faisant ainsi progresser vers le sommet de la colline par érosion régressive. Le glissement translationnel se caractérise par le décollement et le déplacement d'une couche de sol plus ou moins épaisse le long d'un plan de

faiblesse préexistant. Lorsqu'une couche de sol glisse en effectuant une rotation ; on parle alors de glissement rotationnel. Bien que l'érosion hydrique soit le principal facteur de genèse de ces glissements de terrains, les séismes peuvent également en être à l'origine.

I.3.3.1. Glissements de terrain ou érosion par glissement

Ce type d'érosion du sol est causé par de fortes précipitations et se produit dans les terrains en pente, tels que les montagnes et les zones vallonnées dont la pente est $> 20\%$. Dans ce type d'érosion, lorsque l'eau courante s'infiltré à travers les crevasses des roches, de grandes masses de sols et de roches meubles se trouvant sur les pentes abruptes glissent vers le bas. La cause immédiate d'un glissement peut être un tremblement de terre, ou une forte pluie, qui sature indûment le sol ou une partie de la route.

I.3.3.2 Érosion des berges

C'est sur les rives des rivières gonflées qu'il est le plus actif. Pendant la saison des pluies, lorsque les cours d'eau rapides prennent leur tour dans d'autres directions, ils coupent le sol et creusent des grottes sur les berges. En conséquence, très souvent, de grandes masses de sols se détachent et sont emportées des berges et se déposent à des endroits au cours d'eau.

I.4. Facteurs d'érosion hydrique

De nombreux facteurs naturels (climat, topographie, lithologie et couvert végétal) et anthropiques (activités humaines) influencent la cinétique de ces processus d'érosion. Les facteurs d'érosion les plus pertinents sont présentés dans cette section (Figure I.5).

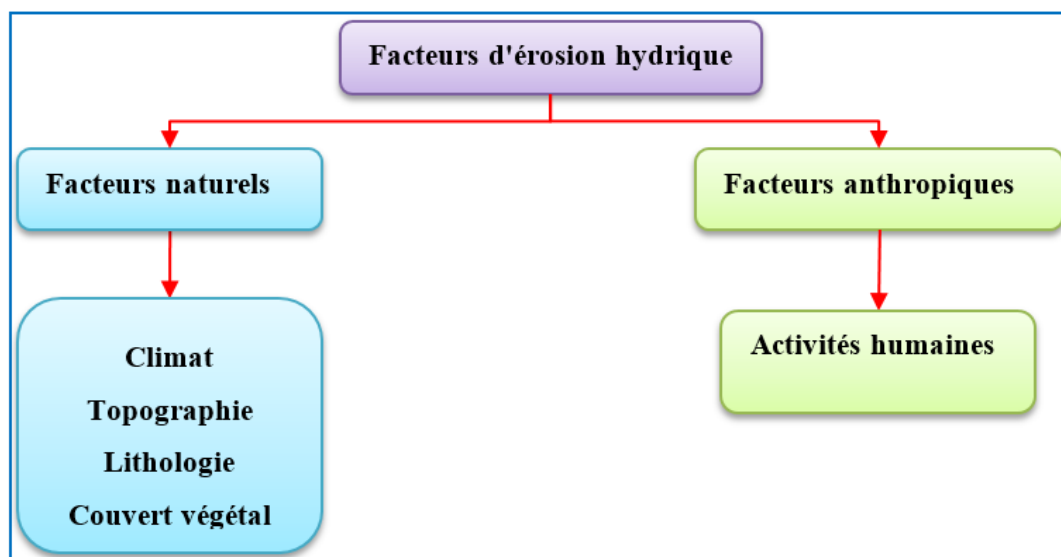


Figure I.5. Les différents facteurs d'érosion hydrique

I.4.1. Facteur climatique (le climat)

La pluie est essentiellement à l'origine de l'érosion par son impact sur les particules des sols (c'est l'élément déclencheur des procédés liés à l'érosion, au transport et à la sédimentation des particules dans le bassin versant de Beni Haroun. L'eau de pluie intervient comme agent mécanique dans le détachement et le transport de ces dernières vers les basses terres). L'action causée par l'impact de la pluie commence quand la première goutte percute le sol, au travers de sa capacité à détacher des particules de la surface. Ce processus représente le premier stade de l'érosion hydrique des sols (Lienou, 2007). Cette érosivité dépend des caractéristiques de la pluie (la taille et la vitesse des gouttes, à l'intensité de la pluie) et à l'état de surface de sol. Les caractéristiques de la pluie, peuvent être modifiées par l'action du vent par l'augmentation de la vitesse d'impact, du couvert végétal, et des conditions hydriques du sol.

Les autres facteurs climatiques exerçant une influence sur l'érosion des sols sont, la température, les variations saisonnières des orages, leur localisation, leur fréquence et le régime de vents. L'influence du climat sur l'érosion est difficile à évaluer à cause des variations de paramètres climatiques, aussi bien que celle des autres caractéristiques du bassin versant (Fournier, 1990).

I.4.2. La topographie

La topographie des bassins versants de Beni Haroun est également un paramètre à prendre en compte dans l'estimation de l'érosion hydrique. Celui-ci se définit principalement selon l'effet de la pente et la longueur des versants. La pente des versants augmente la vitesse du ruissellement, ce qui en amplifie l'énergie cinétique et se traduit par une augmentation de la puissance d'érosion des matériaux détritiques. En effet, plus le versant est long, plus la vitesse de l'écoulement de l'eau est importante; cet écoulement se concentre pour former des griffes d'érosion, puis des rigoles et, enfin, des ravines. Les versants ayant une pente comprise entre 0 et 10 % présentent une faible sensibilité à l'érosion ; entre 10 et 25 %, une sensibilité moyenne ; et lorsque ces pentes sont supérieures à 25 %, les versants sont considérés comme très sensibles à l'érosion (McCool et al., 1989; Moore and Burch, 1986; Roose, 1994; Wischmeier and Smith, 1978).

I.4.3. Facteurs lithologiques

L'érodibilité du sol désigne sa susceptibilité face aux processus d'érosion. Elle est fonction des propriétés physico-chimiques du sol (texture, profondeur, porosité, teneur en

matière organique...) et de la cohésion qui existe entre ces particules. Une faible cohésion va entraîner une forte érodibilité (Govers et al., 1990).

Notons que l'érodibilité des sols diminue avec l'augmentation de la teneur en matière organique qui réduit la mouillabilité des agrégats et diminue les risques d'éclatement lors de l'humectation (Casenave & Valentin, 1989).

Il existe trois propriétés essentielles des sols pour déterminer leur érodibilité et pour évaluer leur résistance à l'érosion: la teneur en limon et surtout en argile, la matière organique qui assure la cohésion du sol et les caractéristiques minéralogiques et chimiques des sols qui ont un rapport avec la cohésion.

I.4.4. Le couvert végétal

La couverture végétale joue un rôle important dans la réduction des processus d'érosion en protégeant les berges des rivières et en réduisant les glissements de terrain. De plus, la couverture végétale empêche les gouttes de pluie d'avoir un impact direct sur la surface du sol et dissipe l'énergie des gouttes de pluie avant qu'elles n'atteignent la surface du sol (Wilson and Sader, 2002).

I.4.5. Facteurs anthropiques

Les activités anthropiques exacerbent également l'érosion des sols. Le retrait du couvert végétal favorise, en effet, l'effet « splash » et le ruissellement. Les activités humaines provoquent l'accélération de rythme naturel de l'érosion hydrique par l'action de surpâturage et la déforestation (défrichement, surexploitation des forêts), l'intensification de l'agriculture et La croissance démographique et l'urbanisation qui provoque le tassement des sols, diminue sa perméabilité et favorise le ruissellement de l'eau (Meddi and Toumi, 2015; Sahli et al., 2019).

I.5. Quantification de l'érosion

L'estimation de la perte de sol qui se produit dans certaines zones, dans des conditions spécifiques d'action des facteurs d'érosion et d'utilisation des terres agricoles, peut être effectuée à l'aide de modèles empiriques qui sont décrits de manière résumée dans ce texte. Parmi les différentes méthodologies existantes pour évaluer quantitativement l'érosion des sols, celles qui correspondent le mieux à la disponibilité des données dans les zones d'étude peuvent être choisi compte tenu de leur adaptabilité aux régions présentant des conditions proches de celles de ces zones d'étude. Malgré cela, les données disponibles peuvent être insuffisantes pour appliquer

ces modèles selon des méthodes standardisées, ce qui peut motiver la nécessité de procéder à certains ajustements et adaptations dans le processus de détermination des facteurs d'érosion.

Plusieurs formules et méthodes impliquant tous les paramètres physiques sont utilisées pour la quantification de l'érosion hydrique.

I.5.1. Équation universelle de perte de sol (USLE)

Universal Soil Loss Equation (USLE) est un modèle empirique qui est utilisé pour estimer le taux annuel moyen d'érosion du sol dans chaque cellule (ou pixel), développé par Wischmeier en 1959. USLE est considéré comme l'un des modèles les plus simples et largement acceptés pouvant être appliqué à de vastes zones et à différents contextes (Ranzi et al., 2012; Wischmeier and Smith, 1978). Dans cette équation, la perte en sol est exprimée à partir de cinq facteurs tels que, l'érosivité des précipitations, le facteur d'érodabilité du sol (K), le facteur topographique (LS), le facteur de gestion de la couverture (C) et le facteur des pratiques de conservation (Wischmeier and Smith, 1978). L'équation générale est de la forme:

$$A = R \times K \times LS \times C \times P \quad (1.1)$$

où A = la perte de sol annuelle moyenne du bassin versant ($t \text{ ha}^{-1} \text{ an}^{-1}$) ; R = le facteur d'érosivité de la pluie ($\text{MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ an}^{-1}$) ; K = le facteur d'érodabilité du sol ($t \text{ ha h ha}^{-1} \text{ MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1}$) ; LS = le facteur topographique (-) ; C = le facteur d'occupation du sol (-) ; P = le facteur de pratiques conservatrices (-).

Cette équation fournit une valeur moyenne de l'érosion au cours de l'année. Des améliorations ont été apportées à l'équation USLE pour palier à ses limitations : l'équation RUSLE (Revised USLE) (Renard et al., 1991) en s'appuyant sur la même équation (première édition) mais les méthodes d'obtention des différents paramètres ont été améliorées (Ghosal and Bhattacharya, 2020), tandis que Kinnell et Risse (1998) introduisent les processus de ruissellement dans l'expression de R, au sein de l'équation MUSLE (Modifié USLE).

L'équation donc est devenue comme suit:

$$A = 11.8 (V. Qp)^{0.65} \times K.L.S.C.P \quad (1.3)$$

Où : V : Le volume de la crue (m^3) ; Qp : Le débit de pointe de la crue (m^3/s) ; C : Facteur du type de couvert végétal ; S : Facteur de l'inclination de la pente ; L : Facteur de la longueur de pente ; K : Facteur de l'érodabilité du Sol ; P : Facteur des pratiques de la conservation du sol.

I.5.2 Formule de Gravilovic

La méthode de Gravilovic (EPM) estimer la perte moyenne de sol ($M^3 km^{-2} an^{-1}$), a été développée par Gavrilovic dans les bassins versants de la rivière Morava en Serbie développée en 1962 (Efthimiou et al., 2017). La méthodologie générale dépend de la production de six couches thématiques représentant des facteurs EPM, tels que les précipitations, température, l'érodabilité des sols, la protection des sols (végétation), l'indicateur d'érosion existant et les pentes, selon l'équation suivant:

$$W = T \times H \times \pi \times \sqrt{Z^3} \tag{1.2}$$

Où W = Érosion annuelle moyenne des sols ($m^3.km^{-2}.an^{-1}$); T = le coefficient de température, calculé par (Eq. 1.3).

$$T = \sqrt{\frac{t_0}{10} + 0.1} \tag{1.3}$$

Où t_0 = la Température annuelle moyenne (C°) ; H = Pluviométrie annuelle moyenne ($mm.an^{-1}$) ; Z = Coefficient d'intensité de l'érosion.

Le coefficient d'érosion (Z) est calculé par (Eq. 1.4).

$$Z = Xa \times Y \times (\varphi + \sqrt{Ja}) \tag{1.4}$$

Où Y = Coefficient d'érodabilité du sol ; Xa = Coefficient de protection du sol contre les influences liées aux phénomènes atmosphériques; φ = Indicateur d'érosion existant qui exprime le type d'évolution des processus d'érosion visible dans le bassin versant; Ja = Indice de pente (%).

I.5.3. Formule de l'ANRH

Selon l'Agence Nationale des Ressources Hydrauliques (ANRH), le ruissellement (Le) est calculé en fonction de la surface du bassin versant et de la pluviométrie moyenne annuelle comme le montre l'équation (1.5).

$$Tss = 26.62 Ie + 5.071 Ip + 9.77 Ct - 593.59 \tag{1.5}$$

Où Tss = transport solide spécifique annuel moyen ($T/Km^2.an$); Ie = indice lithologique (%); Ip = indice de précipitation (%) ; Ct = coefficient de torrentialité. $Ct = Dd \cdot F_1$; Dd = La densité de drainage calculé par la formule suivant :

$$Dd = \frac{\sum_{i=1}^N LI}{A} \tag{1.6}$$

Avec L_I = longueur de tous les flux d'ordre « 1 » (km); F_1 = nombre de thalwegs/fréquence de surface des thalwegs élémentaires.

Cette formule est applicable dans les conditions suivantes :

$$I_e > 10\% \text{ et } I_p > 300$$

I.5.4. Formule de Tixeront (1960)

Selon l'équation (2), la formule de Tixeront est basée sur la corrélation entre le paramètre de la plaque d'écoulement (Le) et la perméabilité (α), sachant qu'elle est calculée sur la base des apports liquides annuels moyens. Cette formule est établie à partir des données collectées sur 32 bassins algériens et 9 bassins tunisiens avec une durée qui varie entre 2 à 22 ans (Tixeront, 1960).

$$q_s = \alpha \times Le \quad (1.7)$$

Avec q_s = Erosion annuelle moyenne (t/km²/an) ; Le = Le débit d'eau (mm); α : Paramètre caractérisant la perméabilité du bassin versant, qui varie de 8,5 à 3200.

I.5.6. Formule de Fournier (1960)

Selon l'équation (1), la formule de Fournier est basée sur la nature des précipitations et les caractéristiques morphologiques de l'UW étudiée (Mekerta et al., 2008).

$$E_s = \left(\frac{1}{36}\right) \times \left(\frac{P_m^2}{36}\right)^{2.65} \times \left(\frac{H^2}{S}\right)^{0.46} \quad (1.8)$$

Avec E_s = Érosion spécifique annuelle moyenne en (t/km²/an); P_m = Pluie mensuelle du mois le plus pluvieux (mm); P_a = Pluie annuelle moyenne (mm); H = Altitude moyenne (m) ; S = Superficie du bassin versant (Km²)

I.6. Transport solide

Le transport solide dans un cours d'eau constitue la seconde phase de l'érosion, il permet le déplacement d'une masse solide composée d'éléments granulaires (sédiments fins, sables, galets, ...) sous l'action de l'écoulement de l'eau. Il s'effectue selon trois modes différents, en fonction de la taille des particules.

I.6.1. Mode de transport solide

Le transport solide total de sédiments par l'eau est l'ensemble du transport des particules qui passent dans une section du cours d'eau. On classe habituellement (un peu artificiellement)

modes (Figure I.5) correspondant à des mécanismes physiques de distincts de base relativement.

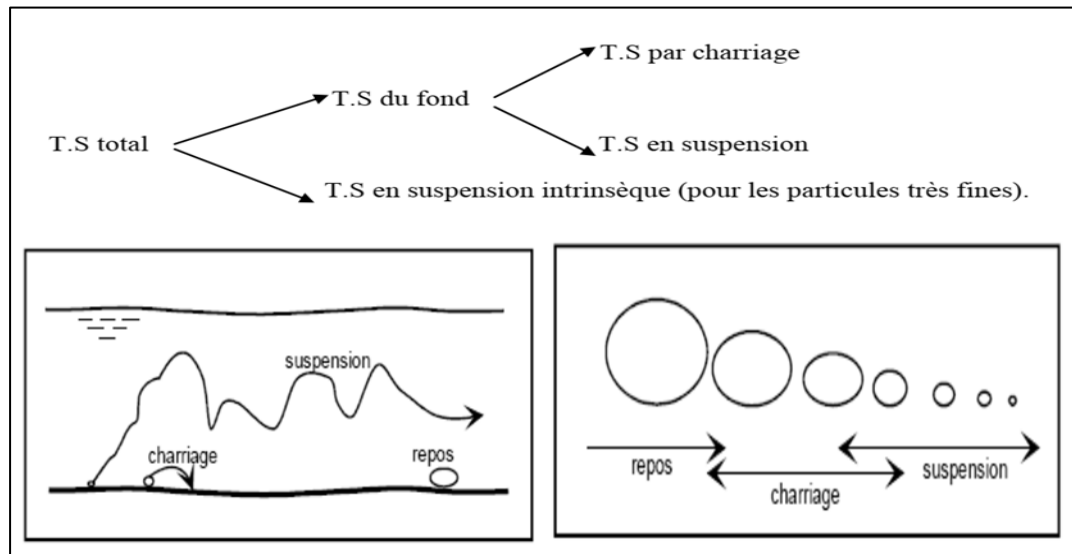


Figure.1.5. Mode de transport solide en hydraulique (Walter H.Graf-M.S.Altinakar,2000)

I.6.2. Calcul et estimation du transport solide

L'estimation du transport solide, c'est l'estimation du débit solide. Ce dernier est le volume de matériaux transportés par le courant par unité de temps. Il s'exprime en mètre cube par seconde. Il constitue depuis longtemps un défi pour les ingénieurs et chercheur élaboré une panoplie complexe de méthodes et de formules pour faciliter ce travail. De nombreux hydrauliciens ont cherché à établir des relations permettant d'estimer le débit solide d'un cours d'eau, à partir de nombreuses mesures en modèle réduit ou sur des fleuves différentes formules donnent rarement des résultats comparables, car elles ont été établies dans des conditions différentes. L'importance de la mesure du transport solide c'est l'estimation de l'afflux de sédiments dans les réservoirs au stade de la planification et de la conception et l'évaluation de l'érosion du sol dans les bassins versant et identification des mesures de conservation (Marouf, 2012; Marouf and Remini, 2011). Généralement deux modes de transport solide sont considérées : le transport solide par charriage et le transport solide en suspension.

I.7. Transport par charriage (Bedload transport)

Le charriage est un mouvement des grains près du fond par roulement ou glissement des grains les uns sur les autres ou par petits sauts. Le charriage est un déplacement mais bien sûr pour qu'il y ait déplacement il faut qu'il y ait d'abord arrachement du grain. Ces déplacements sont dus à la traînée et à la portance. Les particules charriées se déplacent par roulement et

glissent sur le fond et leurs vitesses est inférieure à celle de l'écoulement, sous l'effet des actions hydrodynamiques exercées par l'écoulement d'eau. Le transport solide par charriage concerne plutôt les particules grossières, typiquement de diamètre supérieur à 0,5mm. Le charriage dit transport de fond, constitue un sérieux problème en régularisation des débits de cours d'eau, et dans la construction des ouvrages hydrotechniques.

I. 7.1. Description du phénomène

Sur le lit des matériaux sans cohésion, les grains isolés sont soumis aux forces de pesanteur et aux forces hydrauliques.

- Les forces de pesanteur sont des forces stabilisatrices.

• Les forces hydrauliques sont des forces déstabilisatrices dues à l'écoulement (trainée et portance). La grandeur physique explicative de ce mode de transport (charriage) est la contrainte hydrodynamique critique τ_c . Donc les grains constituant l'interface solide- liquide, ayant un poids et un coefficient de frottement fini, ils ne peuvent être mis en mouvement par l'action du fluide que si la contrainte sur le fond τ dépasse la valeur de la contrainte critique τ_c . Ce mouvement de granulats se traduira par un transport sur le fond dans le sens de l'écoulement. La contrainte sur le fond de la rivière est exprimée par :

$$\tau = \rho g R_h j \quad (1.9)$$

Avec :

τ : La contrainte sur le fond de la rivière (N/m²).

J: Perte de charge régulière de l'écoulement (m/m).

ρ : Masse volumique du liquide (Kg/m³).

R_h : Rayon hydraulique (m).

g: Accélération de pesanteur (m²/s).

Pour cela, on dit que le charriage est un phénomène à seuil et l'analyse très simplifiée pour le début de mouvement, revient à comparer directement la force déstabilisatrice due à l'écoulement à la capacité de résistance au mouvement des matériaux, qui tapissent le fond. Vu la complexité de mesure, le charriage n'a pas été mesuré, les valeurs utilisées dans la quantification sont inspirées de travaux réalisés par des chercheurs. Jusqu'à présent, les formules de détermination du débit solide charrié ne donnent de résultats satisfaisants que dans un domaine limité de valeurs des paramètres.

L'application de ces formules doit se faire avec beaucoup de prudence, en général, il faut rester dans le domaine de valeurs des paramètres pour lesquels la formule utilisée a été établie.

Il existe un nombre considérable de formules qui permettent de calculer le débit charrié, mais sont rare celles qui donnent plus au moins de bon résultats dans le cas particulier des cours d'eau naturels.

I.7.2. Transport par suspension

Le transport par suspension est le deuxième type de transport solide dans un cours d'eau. Il concerne les éléments fins. Qui progressent dans le sens du courant au même du liquide, ces éléments fins sont maintenus en suspension par la turbulence. La quantité de ces matériaux dépend essentiellement des éléments fins, provenant de l'érosion du bassin, suite au ruissellement des eaux de pluie.

I.8. Prédications empiriques du transport solide

De nombreux chercheurs ont tenté de prédire le taux de transport par charriage à travers plusieurs formules pour prédire, soit le charriage seul, soit le charriage et la suspension, et la plupart d'entre elles ont été établies pour estimer le transport solide. Plusieurs formules ont été testées par rapport aux données de terrain mesurées dans plusieurs stations de jaugeage (Acker White: Shields, 1936 ; Meyer-Peter et Mueller, 1948 ; Einstein-Brown, 1950 ; Bagnold, 1956 ; Schoklitsch, 1962 ; Engelund et Hansen, 1967 ; Boys, 1879 ; Smart et Jaeggi, 1983 ; Van Rijn, 1984 ; Sogreah, 1991 ; Recking, 2006 ; Lefort, 2007; Nakato, 1990; Recking, Liébault, Peteuil, & Jolimet, 2010; Seng Low, 1989).

I.9. Conséquence de l'érosion hydrique

L'ampleur de l'érosion et ses stades d'évolution confèrent à la nature des paysages très différents les uns des autres, passant graduellement de la griffe au ravinement. Les résultats de l'érosion pluviale se traduisent par des paysages empierres, des glissements de terrains, mouvements de masse, un ravinement intense et des envasements des infrastructures de mobilisation d'eau.

Les barrages sont exposés aux différents problèmes hydrauliques, tels que l'envasement qui menacent la quantité d'eau emmagasinée dans la cuvette du barrage d'une part, et d'autre part la stabilité de la digue. Ce phénomène touche la plupart des barrages en algérie ou à travers le monde (Marouf and Remini, 2011), à travers l'obturation des organes de vidange, la sécurité

de l'ouvrage, l'envasement des canaux d'irrigation, la dégradation de la qualité de l'eau s'ajoutent à la réduction de la capacité de la retenue (Marouf and Remini, 2011; Toumi and Remini, 2018).

Le transport solide provoque un colmatage superficiel des sols (sols lourds) et augmente le ruissellement aux dépens de l'infiltration. L'érosion va contribuer au changement progressif du relief, en accentuant les pentes, en provoquant des ravinements intenses et en accélérant la formation du réseau hydrographique au profit des surfaces arables.

I.10. Méthodes de lutte contre l'érosion et le transport solide

L'érosion des sols est l'un des principaux facteurs menaçant les installations hydrauliques et les terres agricoles. Le contrôle de l'érosion des sols et du transport des sédiments est une préoccupation importante pour protéger la capacité de stockage de l'eau. Comme le contrôle de l'érosion à un niveau d'efficacité généralement plus élevé que le contrôle des sédiments. Les méthodes de contrôle de l'érosion peuvent être classées dans les catégories suivantes :

- Procédés agro-techniques.
- Restauration forestière.
- Procédés hydrotechniques.

I.10.1. Procédés agro techniques

Ces méthodes de protection contre l'érosion consistent surtout en procédés de cultures appropriées pour retenir l'eau. Le travail selon les courbes de niveau est réservé aux pentes douces et aux régions de pluies modérées. Sur les terrains pentus et dans les régions où il peut se produire des fortes crues, l'eau des ruissellements peut être retenue par les cultures en bande associées à des travaux de terrassement.

Pour réduire l'érosion de la couche arable, la convertir des sols exposés et altérés (par exemple, sols limoneux, sableux, cohésifs, limoneux) avec des plantes est importante pour protéger le sol.

I.10.2. Restauration des forêts

Les ceintures forestières sont un moyen efficace de conservation des sols. Elles contribuent à la réduction de la vitesse de vent et améliorent le microclimat. Elles sont très efficaces lorsqu'elles sont plantées en lignes perpendiculaires au ruissellement, pour que

l'écoulement sera dispersé et l'infiltration favorisée. Cependant une mauvaise disposition des ceintures peut être la cause d'une intensification du ruissellement et de la formation des ravines.

I.10.3. Procédés hydrotechnique

Ces procédés comprennent les fossés d'infiltration avec banquettes pour empêcher la formation des ravines, les barrages pour la rétention des sédiments; des terrasses le long des courbes de niveaux, des ouvrages de retenue et de diversions au sommet des ravines, etc.

I.11. L'érosion du réseau hydrographique

L'érosion du réseau hydrographique est la cause principale des pertes en capacité des réservoirs d'eau. Plusieurs procédés sont employés dans le but de protéger le cours d'eau principal contre le dépôt de sédiments causé par le phénomène d'érosion.

a) Revêtement des berges

Le mode de protection des berges le plus courant est la mise en place d'un revêtement de protection fait d'un matériau résistant à l'érosion (les enrochements, le béton, etc.) et déposé directement sur le talus des berges.

b) Freinage de l'écoulement

On peut obtenir un freinage de l'écoulement en mettant en place des structures perméables parallèlement à la base des berges. La diminution de la vitesse réduit les risques d'érosion, le dépôt des sédiments et la croissance de la végétation le long de berges.

c) Guidage de l'écoulement

Pour écarter les courants et les vagues des zones sensibles, les jetées, épis et les chicanes sont souvent employés. La déflexion du courant modifie les processus de transport des sédiments et l'effet habituel est la formation de dépôts le long des berges menacées. On peut utiliser des structures perméables ou imperméables.

d) Aménagements hydrauliques

Les barrages modernes et d'autres ouvrages hydrauliques sont souvent de très grande taille, nécessitant la maîtrise de débits très élevés sous une forte charge. On doit mettre en place des dispositifs efficaces pour empêcher des affouillements indésirables du lit à l'aval de l'ouvrage, on utilise souvent :

- Bassins d'amortissement.
- Sauts de ski.

Conclusion

L'érosion des sols est un élément important à prendre en considération dans la planification du développement de fonctionnement des bassins. Il réduit non seulement la capacité de stockage du réservoir en aval mais aussi se détériore la productivité du bassin hydrographique. L'érosion concerne le détachement, le transport et le dépôt de particules de sol. Le transport des sédiments est la quantité totale de matière érodée pour être délivrés de sa source jusqu'à un point de contrôle en aval.

Les agents de l'érosion hydrique considérés comme les plus efficaces sont la pluie et les écoulements. Le phénomène de l'érosion hydrique commence avec l'impact de la goutte de pluie initiale, cela occasionne de nombreux dégâts environnementaux et aura de grosses répercussions sur l'écosystème du bassin versant.

CHAPITRE II

APERÇU SUR LES MODELES HYDROLOGIQUES

Introduction

Le terme « hydrologie » traite de l'occurrence, de la circulation et de la distribution de l'eau, de leurs propriétés chimiques et physiques et de leur réaction avec l'environnement, y compris leur relation avec les êtres vivants (Devia, Ganasri, & Dwarakish, 2015). La modélisation hydrologique est l'outil le plus adéquat pour comprendre le cycle de l'eau sur des petites et grandes échelles (Vigerstol & Aukema, 2011). La modélisation hydrologique est considérée aujourd'hui comme une option intéressante pour résoudre de nombreux problèmes pratiques d'ingénierie environnementale, de protection contre les inondations, de gestion des ressources en eau et d'hydrologie appliquée en général (Fatichi et al., 2016; Gleick, 1986).

En raison de l'urbanisation et de l'industrialisation rapides, y compris la déforestation, le changement de la couverture terrestre, l'irrigation, divers changements se sont produits dans les systèmes hydrologiques. Parallèlement au changement climatique, a affecté direct sur les débits de nombreuses rivières dans et autour du monde. Différents phénomènes hydrologiques et cycles hydrologiques doivent être étudiés en profondeur afin de découvrir ces variations (Devia et al., 2015; Van Gameren, Weikmans, & Zaccai, 2014; Marouf, 2012, Marouf & Remini, 2011).

De nos jours, divers modèles hydrologiques ont été développés pour découvrir l'impact du climat et des propriétés du sol sur l'hydrologie et les ressources en eau (Zahabiyou, Goodarzi, Bavani, & Azamathulla, 2013). Dans la littérature, il existe de nombreux modèles hydrologiques de bassins versants ayant chacun leurs spécificités et leur domaine d'application. Les entrées utilisées par les différents modèles sont les précipitations, la température de l'air, les caractéristiques du sol, la topographie, la végétation, l'hydrogéologie et d'autres paramètres physiques. Tous ces modèles peuvent être appliqués dans des bassins très complexes et de grande taille (Abbaspour et al., 2007).

II.1. Modélisation hydrologique

La modélisation hydrologique est une traduction mathématique et approximation du système réel du cycle de l'eau, les entrées et ses sorties sont des variables hydrologiques mesurables et sa structure est un ensemble d'équations reliant les entrées et les sorties (Chaponnière, 2005; Singh, 2018). Le meilleur modèle est celui qui donne des résultats proches de la réalité en utilisant le moins de paramètres et de complexité de modèle. Avec la disponibilité croissante d'outils mathématiques et de puissance de calcul associée à une meilleure compréhension de la dynamique des processus hydrologiques (Devia et al., 2015).

La modélisation hydrologique reçoit une attention croissante de la part des chercheurs et des praticiens, elle est considérée aujourd'hui comme une option intéressante pour résoudre de nombreux problèmes pratiques d'ingénierie environnementale, de protection contre les inondations, de gestion des ressources en eau et d'hydrologie appliquée en général.

Les modèles sont principalement utilisés pour comprendre et prédire les processus hydrologiques, par exemple, estimer les débits des bassins versants, concevoir et exploiter des ouvrages hydrauliques et étudier les effets de l'utilisation des sols et du changement climatique. Les entrées importantes requises pour tous les modèles sont les données pluviométriques et la zone de drainage. Parallèlement à cela, les caractéristiques du bassin versant telles que les propriétés du sol, la couverture végétale, la topographie du bassin versant, la teneur en humidité du sol et les caractéristiques de l'aquifère souterrain sont également prises en compte (Dwarakish & Ganasri, 2015; Pechlivanidis, Jackson, McIntyre, & Wheeler, 2011). Selon Chaponnière (2005) les modèles les plus complets prennent en compte les processus verticaux et latéraux (Figure II.1).

- Les processus verticaux représentés par l'évapotranspiration, percolation, l'infiltration, la percolation au sein du profil de sol et la percolation profonde vers les aquifères.
- Les processus latéraux représentés par les transferts du lieu de production vers le cours d'eau (le ruissellement de surface, le ruissellement de sous-surface, le ruissellement de nappe).

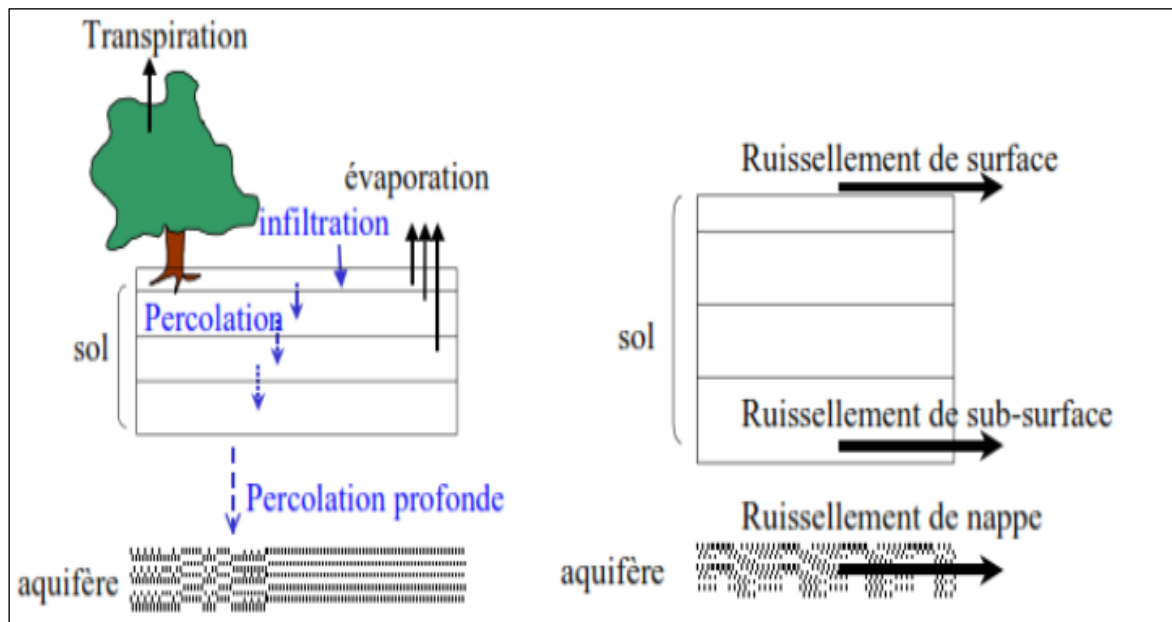


Figure. II.1. Des principaux flux verticaux et latéraux dans les modèles hydrologiques (Chaponnière, 2005)

II.2. Classification des modèles hydrologiques

Les scientifiques utilisent différentes manières de classer et de diviser les modèles en fonction de la résolution spatiale, du type d'entrée/sortie, de la simplicité du modèle, etc. Plusieurs modèles hydrologiques du domaine public allant des modèles hydrologiques déterministes et stochastiques. Les modèles déterministes sont subdivisés en modèle physique, modèle conceptuel et modèles empiriques. Les modèles pluie-débit sont classés en fonction des entrées et des paramètres du modèle et de l'étendue des principes physiques appliqués dans le modèle. Une autre classification basée sur l'interprétation spatiale du bassin versant du modèle est décrite. Cela sépare les modèles en modèles globaux, semi-distribués et distribués. Les modèles distribués tiennent compte de la variabilité spatiale à chaque cellule de la grille, tandis que le modèle global ne tient pas compte de la variabilité spatiale. Dans le modèle semi-distribué, la zone de bassin totale est divisée en sous-zones. Les sous-zones peuvent être basées sur la pente d'un bassin versant, le sol, l'utilisation des terres ou leur combinaison. (Gosain, Mani, & Dwivedi, 2009; Refsgaard & Knudsen, 1996; Singh, 1995; Woolhiser & Schulz, 1973). La figure II.2 montre la classification des modèles selon (Berthier, 2005; Singh, 2018).

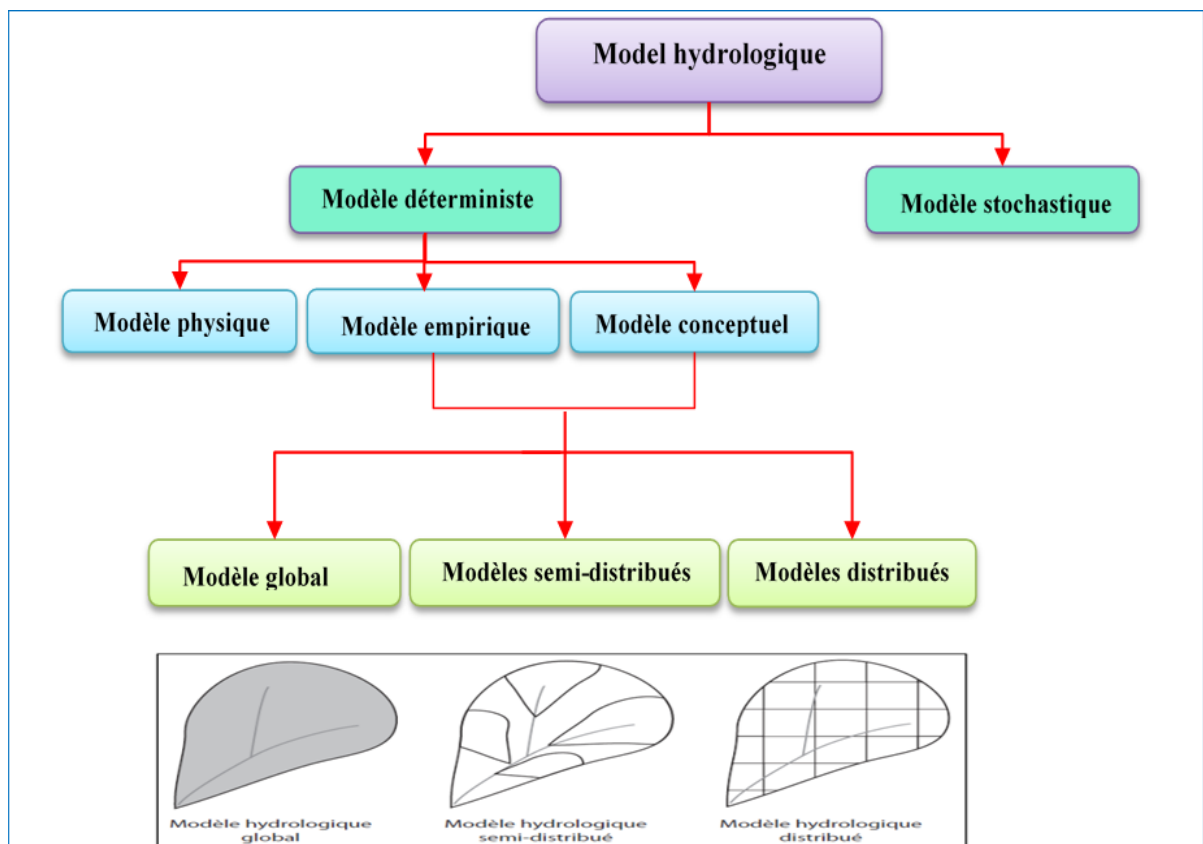


Figure. II.2. Classification du modèle hydrologique

Le tableau II.2 propose les types des modèles déterministes et leurs caractéristiques (Devia et al., 2015).

Tableau II.1. Caractéristiques du modèle déterministe (Devia et al., 2015)

Modèle empirique	Modèle conceptuel	Modèle physique
Modèle basé sur les données ou métrique ou boîte noire	Modèle paramétrique ou boîte grise	Modèle mécaniste ou boîte blanche
Impliquer des équations mathématiques, dériver la valeur des séries chronologiques disponibles	Basé sur la modélisation des réservoirs et Inclure des équations semi-empiriques avec une base physique	Basé sur la distribution spatiale, Evaluation des paramètres décrivant les caractéristiques physiques
Peu de considération des fonctionnalités et processus du système	Les paramètres sont dérivés des données de terrain et de l'étalonnage.	Exiger des données sur l'état initial du modèle et la morphologie du bassin versant
Fort pouvoir prédictif, faible profondeur explicative	Simple et facilement implémentable en code informatique.	Modèle complexe. Exiger une expertise humaine et une capacité de calcul
Ne peut pas être généré vers d'autres bassins versants	Exiger de grandes données hydrologiques et météorologiques	Souffrent de problèmes liés à l'échelle
ANN, hydrogramme unitaire	Modèle HBV, TOP MODEL	Modèle MIKE_SHE, SWAT, HEC_HMS
Valable dans les limites d'un domaine donné	Le calibrage implique un ajustement de courbe qui rend l'interprétation physique difficile	Valable pour un large éventail de situations

II.2.1. Les modèles déterministes

Les modèles déterministes peuvent également être décrits sur la base des processus hydrologiques dans le bassin versant, qu'ils soient physiques, empiriques ou conceptuels. S'appuie sur la description du bassin versant et prend en compte une ou plusieurs de ses

caractéristiques physiques (pente, superficie, type de sol, occupation du sol, ...) (Abdulkareem, Pradhan, Sulaiman, & Jamil, 2018).

II.2.2. Les modèles empiriques (boîte noire)

Les modèles empiriques (boîte noire), impliquent l'utilisation d'équations mathématiques évaluées à partir de séries chronologiques d'entrées et de sorties simultanées, sans tenir compte des propriétés physiques du bassin versant, ils ne permettent donc pas de comprendre le comportement d'un bassin versant. Les modèles basés sur les statistiques utilisent des modèles de régression, des méthodes basées sur la fonction de transfert telles que l'hydrogramme unitaire, les réseaux de neurones, la programmation génétique, la logique floue, etc. (Abdulkareem et al., 2018).

II.2.3. Les modèles conceptuels

Le modèle décrit les processus hydrologiques de tous les composants. Il se compose de nombreux réservoirs interconnectés qui illustrent les éléments physiques qui représentent le bassin versant. Le modèle utilise des équations empiriques, et les paramètres du modèle sont évalués grâce aux données de terrain et à l'étalonnage. Il existe de nombreux modèles de ce type : modèle GR, modèle de réservoir, HBV, etc.

II.2.4. Les modèles Physique

Les modèles basés sur la physique sont des descriptions mathématiques d'événements réels, également appelés modèles mécanistes, qui incluent des principes pour les caractéristiques physiques d'un bassin versant, telles que la teneur en humidité du sol, la profondeur initiale de l'eau, la topographie, la topologie, etc (Devia et al., 2015; Refsgaard & Knudsen, 1996). Ces modèles nécessitent un grand nombre de paramètres pour décrire les propriétés physiques du bassin versant, qui peuvent être mesurées et dépendent du temps et de l'espace (Refsgaard & Knudsen, 1996; Abbott et al., 1986). Ces modèles sont basés sur les lois de la dynamique des fluides telles que la conservation de la masse, la conservation de la quantité de mouvement, la conservation de l'énergie, les équations de St. Venant pour les écoulements à surface libre, l'équation de Richards pour l'écoulement non-saturé, Penman Monteith pour l'évapotranspiration, l'équation de Boussinesq pour l'écoulement souterrain..., etc. Exemples de modèles hydrologiques à base physique HEC-HMS (USACE, 2000), SWAT (Arnold et al. 2005), MIKE SHE (Abdulkareem et al., 2018; Storm & Refsgaard, 1990).

II.3. Description de quelques modèles physiques

II.3.1. Le modèle SWAT (Soil and Water Assessment Tool)

Le modèle SWAT est un modèle physique développé par l'USDA (United States Département of Agriculture). Ce modèle a été construit pour la simulation des effets des changements dans les pratiques de gestion des bassins versants, sur l'hydrologie des eaux de surface et des eaux souterraines, l'étendue de la pollution, l'érosion hydrique et le transport des sédiments (Arnold, Srinivasan, Muttiah, & Williams, 1998; Neitsch, Arnold, Kiniry, & Williams, 2011). Le modèle SWAT sont largement utilisés dans un large éventail de problèmes hydrologiques et/ou environnementaux, tels que l'évaluation et l'estimation des changements hydrologiques, l'évaluation des impacts du changement climatique, l'identification de différents types de sources de pollution, la croissance des cultures, les processus de ruissellement et d'érosion, quotidiennement, mensuellement et annuellement (Arnold et al., 1998; Douglas-Mankin, Srinivasan, & Arnold, 2010; Gassman, Sadeghi, & Srinivasan, 2014; Somura et al., 2009).

Le modèle prend en compte l'ensemble du cycle hydrologique, représenté au niveau du bassin versant de façon spatialisée. SWAT peut analyser le bassin versant dans sa globalité ou en le subdivisant en sous-bassins versants contenant des portions homogènes appelées Unités de Réponse Hydrologiques (HRU) dérivée de la combinaison trois couches d'informations (Figure II.3): Couche pédologique, couche d'occupation du sol et couche des pentes (Neitsch, 2005).

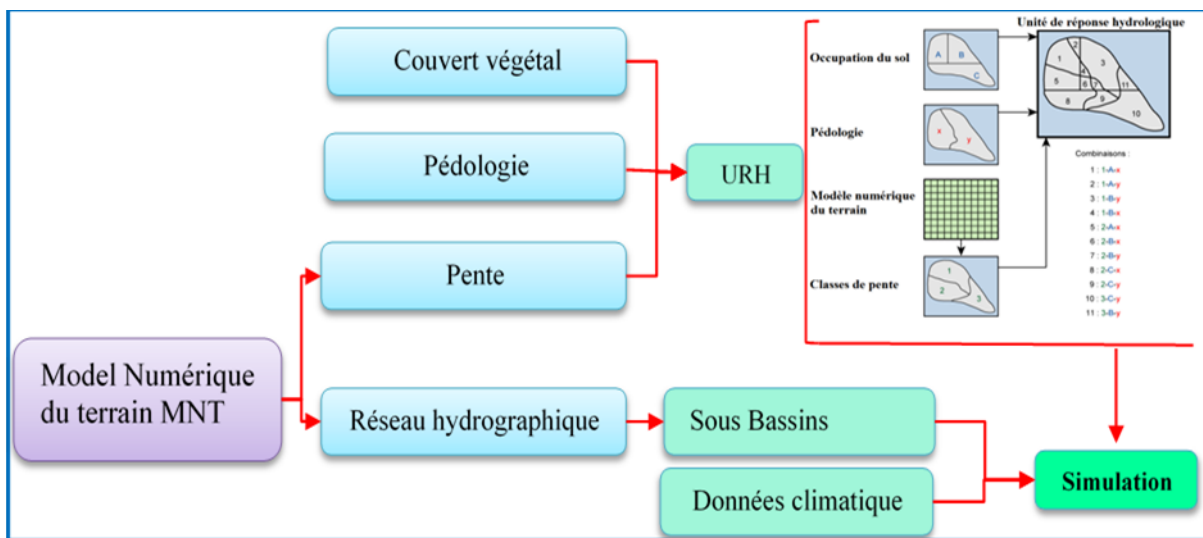


Figure II.3. Principe de discrétisation des Unités des Réponse Hydrologique (URH) (Neitsch, 2005)

II.3.1.2. Fonctionnement du modèle SWAT

SWAT, comme les autres modèles hydrologiques, reproduit le cycle de l'eau sur le bassin versant de manière simplifiée. La modélisation peut être séparée en deux parties :

Une composante "sous-bassins" qui permet de simuler la quantité d'eau, de sédiments, de nutriments et de pesticides arrivant au cours d'eau principal de chaque sous bassin versant. Les processus modélisés peuvent être classés dans différents modules : le climat (précipitations, températures, ensoleillement, humidité, vent, température du sol), l'hydrologie (interception par les végétaux, infiltration, redistribution, évapotranspiration, flux latéral de sub-surface, ruissellement de surface, réservoirs, ...), la croissance des cultures, l'érosion / la sédimentation, les nutriments, les pesticides et les pratiques culturales. Les « sorties » obtenues pour chaque HRU sont sommées ou pondérées pour chaque sous bassin, et les résultats sont restitués (figure II.4) à chaque exutoire de sous bassin (Andro, 2019).

Une composante "transfert" qui réalise le transfert de l'eau dans les réseaux jusqu'à l'exutoire, une fois que le modèle a déterminé la quantité d'eau, de sédiments, de nutriments et de pesticides arrivant au cours d'eau, ces « charges » sont acheminées au sein du réseau hydrographique.

Le cycle hydrologique est stimulé par le modèle SWAT selon l'équation ci-dessous du bilan hydrique (Neitsch et al., 2005):

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=0}^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - w_{seep} - Q_{gw}) \quad (2.1)$$

Avec :

S_{Wt} = teneur en eau du sol (mm).

S_{W0} = quantité initiale d'eau disponible (mm).

Q_{surf} = ruissellement de surface (mm).

R_{day} = quantité de précipitation (mm).

E_a = évapotranspiration (mm), w_{seep} = percolation (mm).

Q_{gw} = débit de base (mm), t = temps (jour).

Le principe de fonctionnement est représenté ci-dessous :

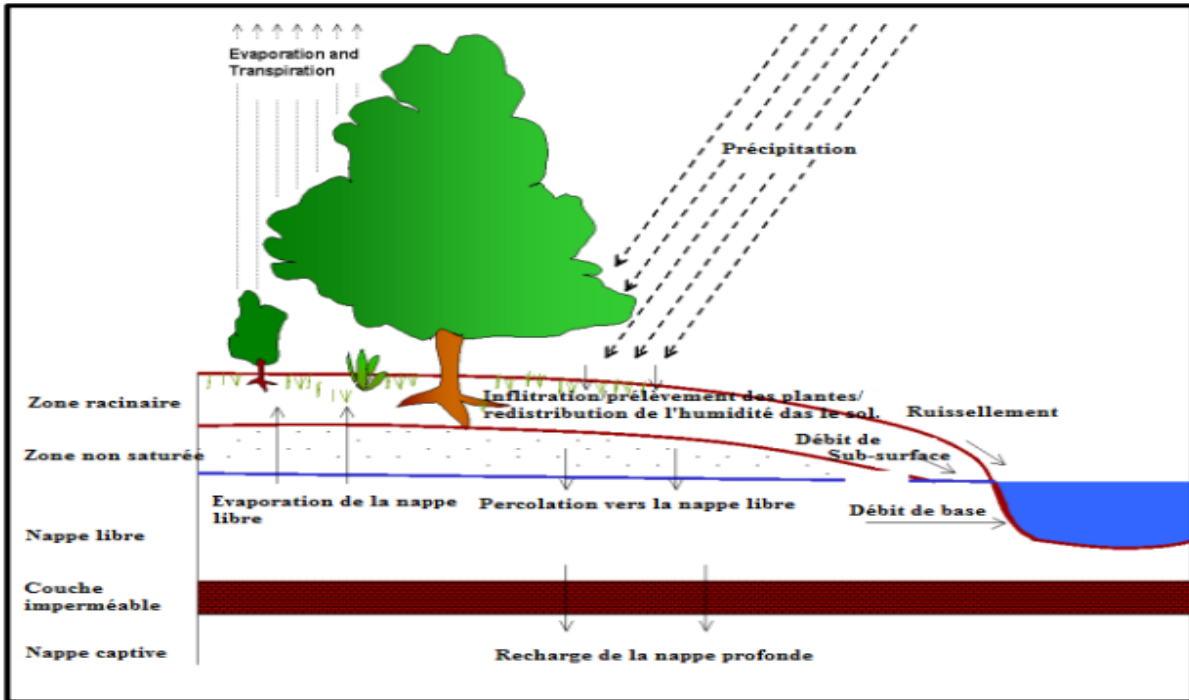


Figure II.4. Schéma du cycle hydrologique simulé par SWAT (Neitsch et al., 2005)

II.3.2. Le model HEC-HMS

Le modèle hydrologique HEC-HMS (Hydrologic Engineering Center–Hydrologic Modeling System) est un modèle hydrologique physique qui simule la plupart des principaux processus hydrologiques à l'échelle d'un bassin versant. Il a été développé par le United States Army Corps of Engineers Hydrologic Engineering Center (HEC). Il est conçu pour simuler les processus pluie-ruissellement dans un large éventail de zones géographiques, telles que l'approvisionnement en eau des grands bassins fluviaux et l'hydrologie des crues jusqu'aux petits bassins versants urbains et naturels (Gebre, 2015; Meenu, Rehana, & Mujumdar, 2013). La configuration du modèle HEC-HMS comporte quatre composants:

- I. Modèle de bassin (Basin model) consiste à schématiser le bassin versant étudié en éléments fondamentaux. Dans ce qui suit, les composants de l'aquarium sont définis par exemple les éléments suivant : Subbassin, Reach, Reservoir, Source, Jonction, Diversion et Sink.
- II. Modèle météorologique (Meteorological model) peut être constituée de séries chronologiques de données pluviométriques et de données d'évapotranspiration. En tant qu'entrée du modèle HEC HMS.

- III. Spécifications de Contrôle (Control specification), Le gestionnaire de spécifications de contrôle est l'un des composants principaux du projet et est principalement utilisé pour contrôler l'intervalle de temps de la simulation.
- IV. Données de séries chronologiques (Time-Series data). Les données de séries chronologiques, les données appariées et les données maillées sont souvent requises comme paramètres ou conditions aux limites dans le bassin et les modèles météorologiques. Une liste complète des données d'entrée est incluse dans le tableau. Les données d'entrée peuvent être saisies manuellement.

Le système de modèle comprend les pertes, la transformation du ruissellement, le routage en canal ouvert, l'analyse des données météorologiques, la simulation des précipitations et du ruissellement et l'estimation des paramètres (USACE-HEC, 2010). Le programme HEC-HMS a mis en place des hydrogrammes unitaires synthétiques définis par des paramètres évalués à partir de caractéristiques fondamentalement physiographiques, toutes les descriptions physiques des bassins versants sont réalisées à travers la composante qui contient les éléments du bassin, leur connectivité et les paramètres de ruissellement. En outre, il comprend des calculs de perte, de transformation et de débit de base à travers différentes approches pour déterminer le ruissellement du bassin versant. Le modèle météorologique contient les données sur les précipitations, l'évapotranspiration et la fonte des neiges. Toutes les analyses de données météorologiques, par exemple, les précipitations requises par un élément de sous-bassin sont effectuées à l'aide de cette composante du modèle météorologique. La spécification de contrôle contient la synchronisation de démarrage/d'arrêt et les intervalles de calcul pour l'exécution (USACE-HEC, 2016).

Le HEC-HMS a été largement employé et validé dans plusieurs bassins versants à climats contrastés à travers le monde, il a été utilisé lors du PNPI pour la prévention contre les dégâts des inondations dans les zones potentielles à cet aléa, ainsi que par les bureaux d'études, sur les bassins de moyenne et grande taille, pour leurs études hydrologiques de détermination des quantiles de débit (Choayb, 2016; Elmehdi, Nadia, Ahmed, Nabil, & Said, n.d.).

Tableau II.2. Équations directrices utilisées dans les modèles hydrologiques sélectionnés
(Choayb, 2016; Dhimi & Pandey, 2013, 2013; Elmehdi et al., n.d.)

Modèle	Processus modélisés (Équation utilisée)
SWAT	Volume de ruissellement (numéro de courbe SCS modifié ou méthode d'infiltration G&A), débit de ruissellement maximal (formule rationnelle modifiée ou méthode SCS TR-55, écoulement latéral sous la surface et percolation (routine de stockage cinématique (Sloan et al., 1983), potentiel évapotranspiration ((I) Hargreaves (II) Priestley-Taylor et (III) Penman-Monteith équations), Fonte des neiges (méthode basée sur les degrés-jours), Rendement des sédiments (Modified Universal Soil Loss Equation (MUSLE)), Acheminement de l'eau (Stockage variable méthode des coefficients ou méthode de routage de Muskingum et équation de Manning pour définir le débit)
HEC_HMS	Précipitations (précipitations maillées ou pondération au carré de la distance inverse), ruissellement direct (7 options : UH de Clark, onde cinématique, Modclark, SCS UH, UH de Snyder, graphique en S spécifié par l'utilisateur et UH spécifié par l'utilisateur), débit de base (5 options : borné récession, mensuelle constante, réservoir linéaire et récession non linéaire de Boussinesq), accumulation et fonte de la neige (méthode de l'indice de température), évapotranspiration (3 options : moyenne mensuelle, New Priestly Tailor & Gridded Priestly-Taylor), taux de perte (7 options : déficit et Taux constant (DC), taux initial et constant, exponentiel, G&A SCS-CN, Smith Parlange et comptabilisation de l'humidité du sol), interception de la canopée (canopée simple ou grille simple canopée), routage de flux (6 options : onde cinématique, décalage, modification Puls, Muskingum, Muskingum-Cung, méthode échelonnée Straddle)

Note: G&A = Green and Ampt (1911); GAR= Green and Ampt with Redistribution (Ogden and Saghafian 1997); RE= Richards' equation (1931); ADE= Alternating direction explicit; ADEPC= alternating direction explicit with prediction correction, UH = Unit hydrograph.

Tableau II.3. Processus hydrologiques modélisés (Dhami & Pandey, 2013)

Modèle	Processus hydrologiques simulés
SWAT	Ruissellement, météo, rendement en sédiments, fonte des neiges, température du sol, croissance des cultures, nutriments, pesticides, gestion agricole, tracé des canaux et des réservoirs, transfert d'eau

HEC_HMS	Précipitations (6 options), Volume de ruissellement (modélisation des pertes) (7 options), Ruissellement direct (écoulement de surface et écoulement intermédiaire) (6 options), Débit de base (4 options), Acheminement des flux (7 options), Infiltration, Évapotranspiration, Accumulation de neige et faire fondre le ruissellement
---------	---

Tableau II.4. Les données d'entrée (Dhami & Pandey, 2013)

Modèle	Données d'entrée minimales requises pour exécuter le modèle
SWAT	Topographie (MNT), occupation du sol, type de sol, précipitation, température, radiation solaire, humidité relative, vitesse du vent, débit journalier, sédiments, apport d'éléments nutritifs, données sur l'application d'engrais et de pesticides, source ponctuelle de pollution et pratiques de gestion
HEC_HMS	Topographie (MNT), informations sur le type du sol, couvert végétale, précipitation et débit journalier observé

II.4. Intelligence artificielle :

L'intelligence artificielle (IA) est l'ensemble des théories et des techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine. Aujourd'hui, l'intelligence artificielle (IA) est capable d'apprendre de son expérience grâce à l'élément de son apprentissage automatique (ML) en conjonction avec le composant Deep Learning (apprentissage profond) et utiliser pour s'adapter à de nouvelles entrées et effectuer des performances de type humain, ou à moins pour compléter et améliorer les capacités humaines (Zohuri & Rahmani, 2020; Al Braiki, Harous, Zaki, & Alnajjar, 2020).

Intelligence artificielle (IA) a proliféré pour atteindre presque tous les aspects de la vie quotidienne. En hydrologie, il est utilisé dans une variété de recherches et d'applications, par exemple: la prévision des précipitations et du ruissellement (Parisouj, Mohebzadeh, & Lee, 2020), la prévision des crues (Nguyen & Chen, 2020; Shamshirband et al., 2020), les études de sédimentation, la prévision de la qualité de l'eau et la prévision des eaux souterraines (Hussein, Thron, Ghaziasgar, Bagula, & Vaccari, 2020).

II.4.1 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est un sous-domaine de l'intelligence artificielle. Il a l'avantage qu'un modèle peut résoudre des problèmes impossibles à représenter par des algorithmes explicites. L'apprentissage automatique fournit aux scientifiques de nouveaux outils pour résoudre des problèmes auxquels les méthodes traditionnelles ne sont pas adaptées. L'apprentissage automatique modélise les relations entre les entrées et les sorties, même si la représentation est impossible. Il existe quatre principaux modes d'apprentissage : supervisés, non supervisés, semi supervisée et apprentissage de renforcement (Figure II.5).

Dans l'apprentissage supervisé, l'ordinateur reçoit des entrées et des sorties, et le but est d'apprendre une règle générale qui cartographie les entrées et les sorties (Badescu, 2008). Contrairement à l'apprentissage supervisé, un modèle d'apprentissage non supervisé n'a pas besoin de sorties. Il est capable de trouver une structure cachée dans ses entrées (Gala, Fernández, Díaz, & Dorronsoro, 2016). L'apprentissage semi-supervisé se situe ainsi entre l'apprentissage supervisé qui n'utilise que des données annotées et l'apprentissage non supervisé qui n'emploie que des données non annotées. La combinaison de ces deux ensembles de données permet d'améliorer sensiblement les résultats sans avoir recours à l'intervention fastidieuse (coûteuse et chronophage) de l'annotation manuelle. L'apprentissage par renforcement permet à un agent d'apprendre un comportement qui n'a jamais été préalablement défini par l'homme. L'agent découvre l'environnement et les différentes conséquences de ses actions à travers des interactions avec celui-ci : il apprend de sa propre expérience, sans avoir de connaissances préétablies des buts ni des effets de ses actions (Zimmer, 2018).

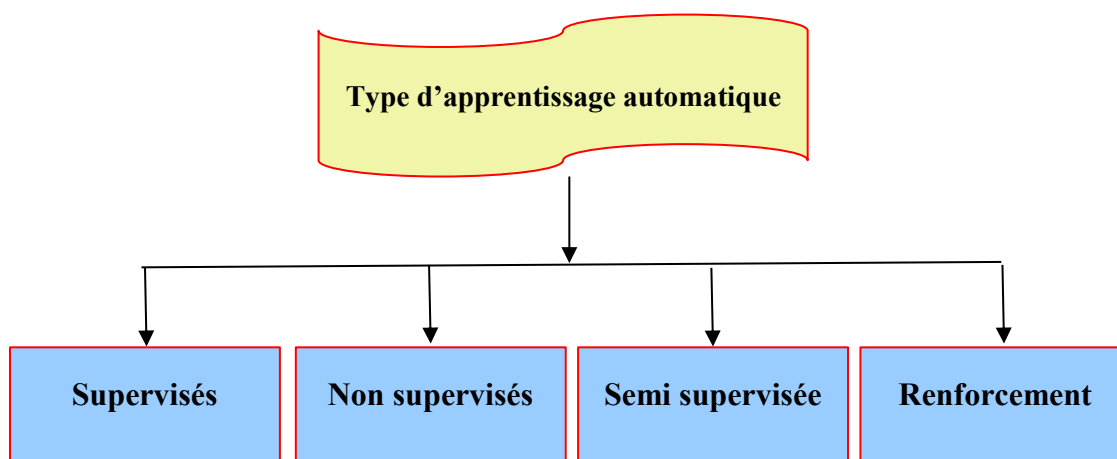


Figure II.5. Types d'apprentissage automatique

Conclusion

La compréhension du cycle d'hydrologique est la base de toute étude et réflexion au sujet de la gestion des eaux considérée comme un des outils essentiels de la prévision des débits de crues, car elle compte parmi les moyens les mieux adaptés pour décrire de façon assez sommaire une réalité complexe d'un bassin versant. La qualité et l'applicabilité de la modélisation dépendent de la représentation et de la description précise des processus physiques. Cela commence avec une caractérisation adéquate des propriétés du bassin versant et une procédure de calibration performante adaptée aux conditions du milieu étudié.

Les modèles qui ont été développés sont très variés et faisant appel à différentes perceptions du monde réel et répondant à différents objectifs. Notre étude nous a conduit à identifier différentes catégories de modèles et la description des différentes méthodes et données dont nous avons besoin. La technique de modélisation des bassins versants est reconnue comme un outil essentiel à la planification de la gestion durable des bassins versants grâce à une allocation rapide et rentable des ressources et la mise en œuvre de pratiques de conservation du sol.

CHAPITRE III

PRESENTATION DE LA ZONE D'ETUDE

Introduction

Le bassin versant est une unité idéale pour la gestion des ressources telles que la terre et l'eau afin d'atténuer l'impact des catastrophes naturelles pour parvenir à un développement durable (Ali and Ali, 2014). La réponse d'un bassin versant particulier à différents processus hydrologiques et son comportement dépendent de divers paramètres physiographiques, hydrologiques et géomorphologiques. Les méthodes morphométriques ont été appliquées pour la détermination des aspects de surface et de la forme, la détermination des aspects relief et les Aspects linéaires du bassin. La caractérisation morphométrique d'un bassin versant est considérée comme la méthode la plus appropriée pour la bonne planification et gestion d'un bassin versant car elle nous permet de comprendre la relation entre les différents aspects du schéma de drainage du bassin et également de faire une évaluation comparative des drainages a tous les différents bassins (Pingale, Chandra, Sharma, & Mishra, 2012; Vijith & Satheesh, 2006). L'objectif général de cette étude consiste à identifier les caractéristiques morphométriques et aussi d'analyser l'occupation du sol au niveau du bassin versant du barrage de Beni Haroun.

III.1. Situation géographique

Le bassin versant de Beni Haroun est situé dans la partie nord-est de l'Algérie et se situe entre 5°40' et 6°40'E de longitude et entre 35°50' et 36°40'N de latitude avec une superficie géographique de 7530.45 km² (Figure III.1). Le bassin versant est réparti spatialement sur les quatre états suivants : L'état de Mila, d'une superficie de 3210.79 km², l'état de Sétif, d'une superficie de 1326.22 km², l'état de Constantine, d'une superficie de 1717.17 km² et l'état de Oum El Boughi, d'une superficie de 1266.54 km².

Le bassin versant de Beni Haroun est principalement alimenté par les eaux de précipitation drainées par l'oued Enndja et l'oued Rhumel. L'écoulement de l'Oued Enndja est orienté du Sud-Ouest vers le Nord-Est avec une longueur estimée à 43 km. La majeure partie du bassin du Wadi Enndja est caractérisée par une topographie montagneuse et des ravins approfondis, où l'altitude moyenne est de 819.50 m, tandis que l'altitude minimale et maximale sont respectivement de 114 à 1659 m. Tandis que le Wadi Rhumel s'étend du Sud-Est au Nord-Ouest, avec une longueur estimée à 67 km. Le bassin du Rhumel caractérisé par un faible relief et des pentes moins abruptes, où l'altitude varie de 127 à 1722 m, avec une moyenne de 775.27 m. Le bassin versant de Beni Haroun se compose de six sous bassins principaux (Figure III.2):

Oued Dehemcha Kébir Amont (B 01), Kébir Amont Endja (B 02), Kébir Amont (B 03), Rhumel Seguen (B 04), Boumerzoug (B 05), Rhumel Semendou (B 06).

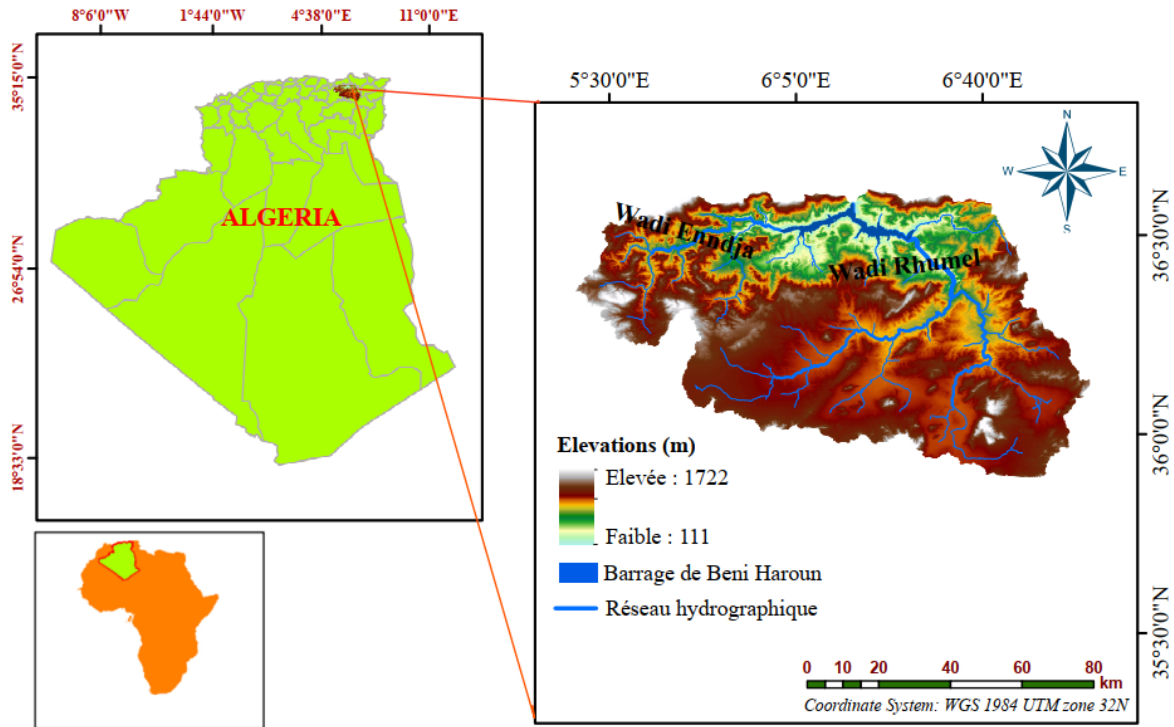


Figure III.1. Situation géographique et limites du bassin versant du barrage de Beni Haroun.

Le bassin versant du barrage de Beni Haroun se compose de six sous bassins principaux (Figure III.2):

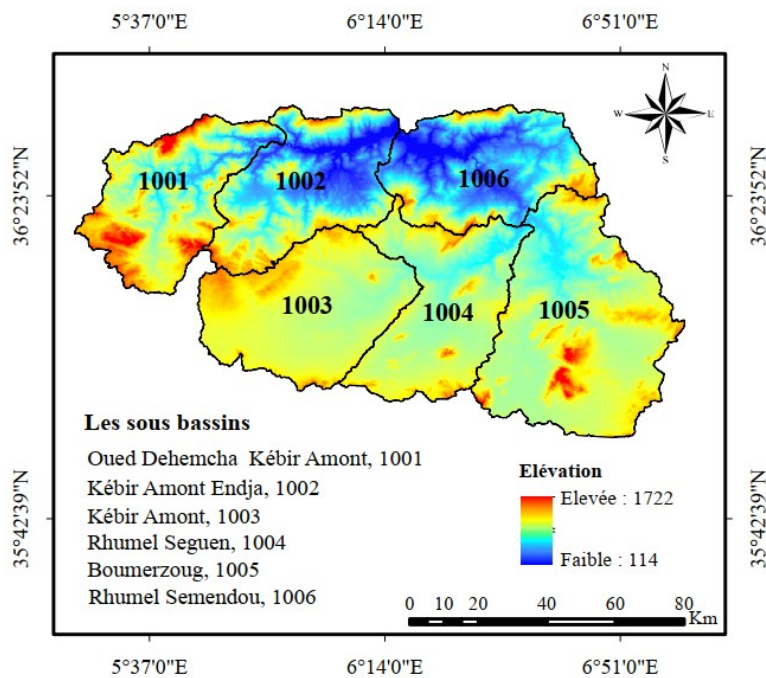


Figure III.2. Les sous bassins du bassin versant du barrage de Beni Haroun

III.2. Données utilisées et méthodologie

La topographie est définie par un modèle numérique d'élévation (MNT) qui décrit l'élévation de n'importe quel point dans une zone donnée à une résolution spatiale spécifique. Le modèle numérique d'élévation a été utilisé pour la délimitation du bassin versant dans cette étude actuelle. Il peut être téléchargé depuis USGS Earth Explorer. Le MNT a une résolution de 30 m. Les caractéristiques morphométriques quantitatives ont été réalisées pour examiner six sous-bassin versants de la zone d'étude. Le tableau III.1 montre les données utilisées dans cette recherche. La figure III.3 montre le traitement de MNT à l'aide d'ArcGIS.

Tableau III.1. Les types, descriptions, sources et informations des données utilisées dans l'étude

Données	Description	Source	Variabiles générées
SRTM (DEM)	Sites Web de United States Geological Survey (USGS) (résolution de 30 m)	https://earthexplorer.usgs.gov/	Caractéristiques morphométriques
Images satellites Sentinelle-2	Image satellite Sentinel-2 sans nuages acquise le 13/03/2019 avec des résolutions spatiales de 10 m.	https://earthexplorer.usgs.gov/	LULC

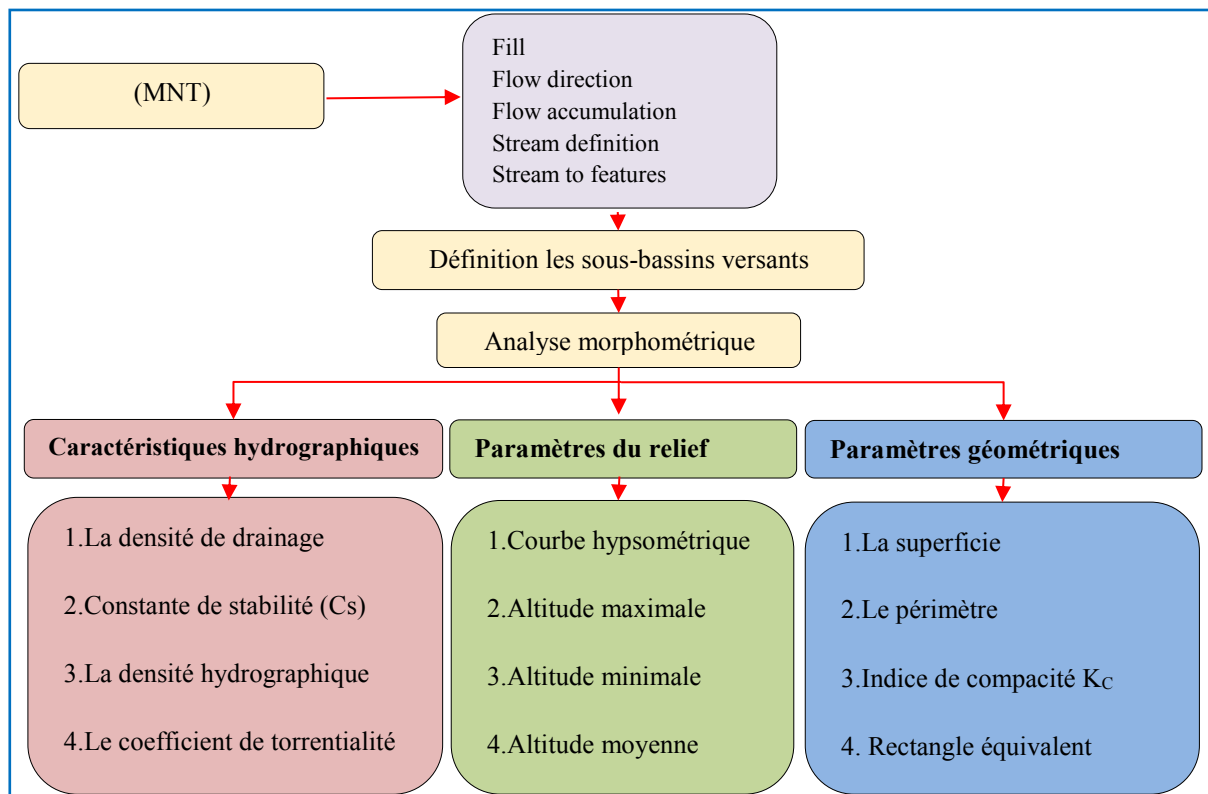


Figure. III.3. Méthodologie de l'analyse morphométrique

Nous avons calculé les paramètres morphométrique pour la zone d'étude sur chaque sous-bassin comme indiqué dans la figure III.4.

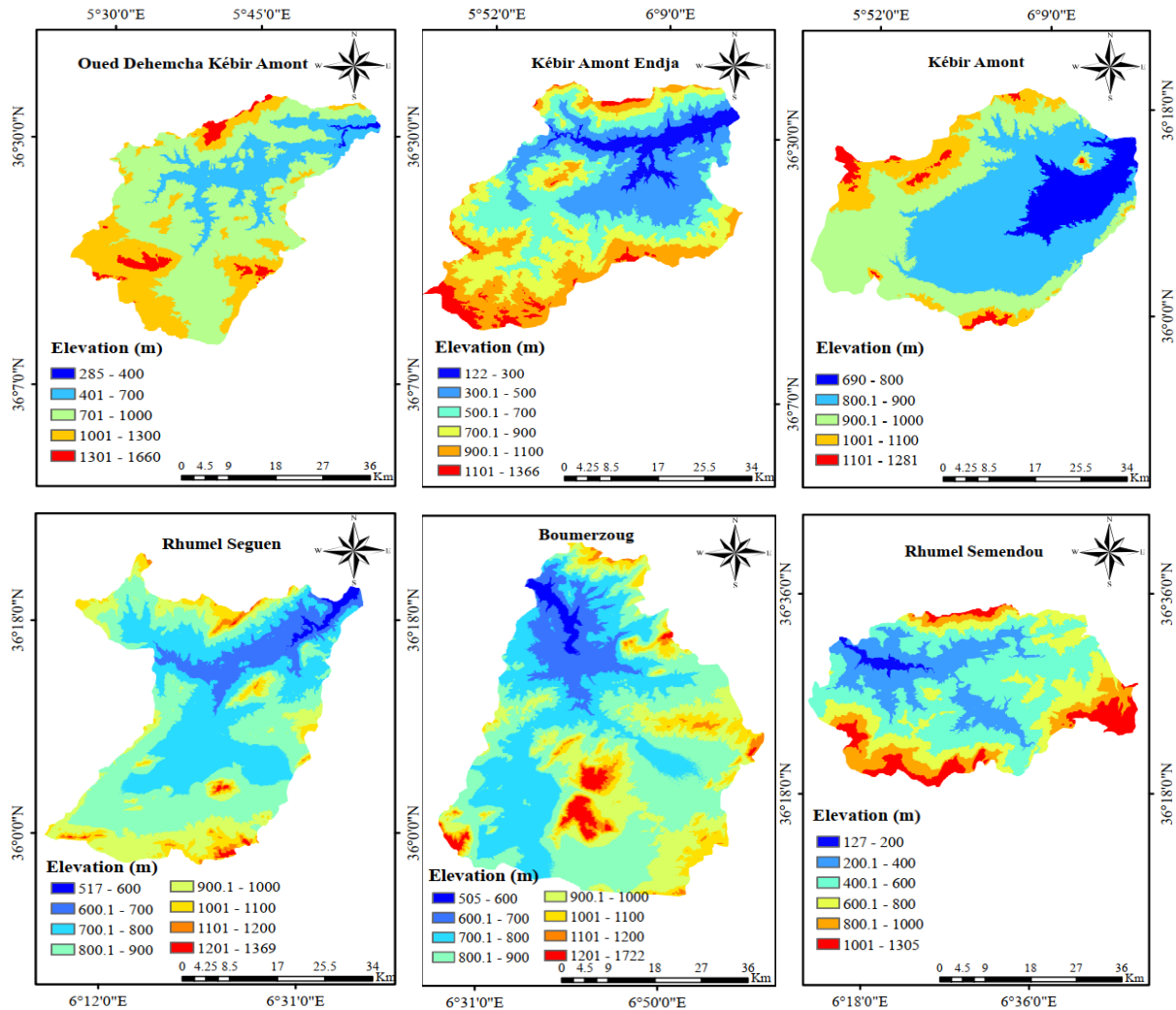


Figure III.4. Elévation du sous bassin versant

III.3. Evaluation des paramètres morphométries

III.3.1. Paramètres géométriques

III.3.1.1. La surface et le périmètre

Comme le bassin versant est la zone de réception des précipitations et de l'alimentation des cours d'eau, les flux seront en partie reliés à sa surface. La surface c'est un facteur important que l'on peut connaître lors de l'étude des caractéristiques d'un bassin. Il est noté par (A), généralement exprimée en km². Le périmètre (P) du bassin versant, généralement exprimé en km, est la longueur de la courbe de niveau du bassin versant. Ces deux paramètres fournissent des informations précieuses dans l'étude des bassins versants. Ils sont souvent mesurés à l'aide de techniques de numérisation et de délimitation à l'aide de logiciels SIG tels que: ArcGIS,

QGIS, ArcView, Global Mapper, etc. (Pingale et al., 2012). La superficie et le périmètre globale du bassin versant est de 7514.34 km² et 515.10 km respectivement.

III.3.1.2. Forme du bassin versant

La forme d'un bassin versant influence l'allure de l'hydrogramme à l'exutoire du bassin versant. Par exemple, une forme allongée favorise, pour une même pluie, un débit exutoire plus faible, car le temps de concentration est plus élevé. Un bassin versant en forme arrondi présente un temps de concentration plus faible, et il génère un débit plus important (Wang et al., 2022).

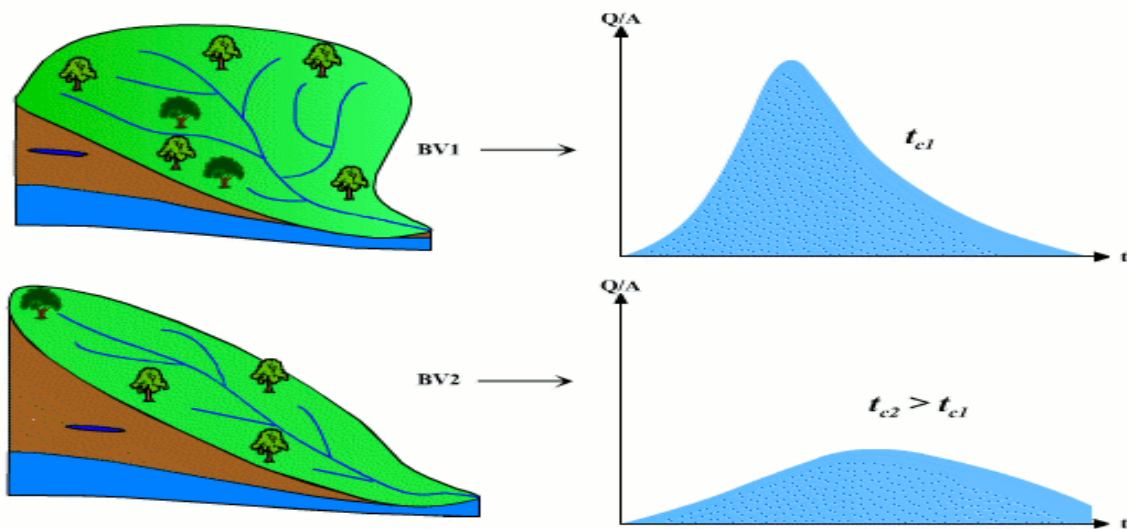


Figure III.5. L'influence de la forme du bassin versant sur l'hydrogramme.

III.3.1.3. Indice de compacité Gravelius

L'indice de compacité K_c (indice de Gravelius) ou indice de forme, renseigne sur la forme du bassin versant qui a une grande influence sur le débit global du cours d'eau et surtout sur la forme de l'hydrogramme à l'exutoire du bassin (Strahler, 1964). L'indice de Gravelius est exprimé par la formule suivante :

$$K_c = \frac{P}{2 \cdot \sqrt{\pi \cdot A}} \approx 0.28 \frac{P}{\sqrt{A}} \quad (3.1)$$

Où K_C = Indice de forme de Gravelius; A = la surface du bassin en Km²; P = périmètre en km

En fonction de la valeur de ce paramètre, on dira que le bassin est ramassé ou allongé.

- Si la valeur calculée est supérieure à 1, alors le bassin versant est allongé : le temps mis par l'eau pour atteindre l'exutoire est important ; le temps de réponse est plus long et le débit de pointe peut être atténué par ce délai.

- S'il est proche de 1, le bassin versant est de forme presque circulaire, il est dit bien drainé avec un potentiel d'infiltration plus important que les bassins allongés (Ouzerbane, 2019).

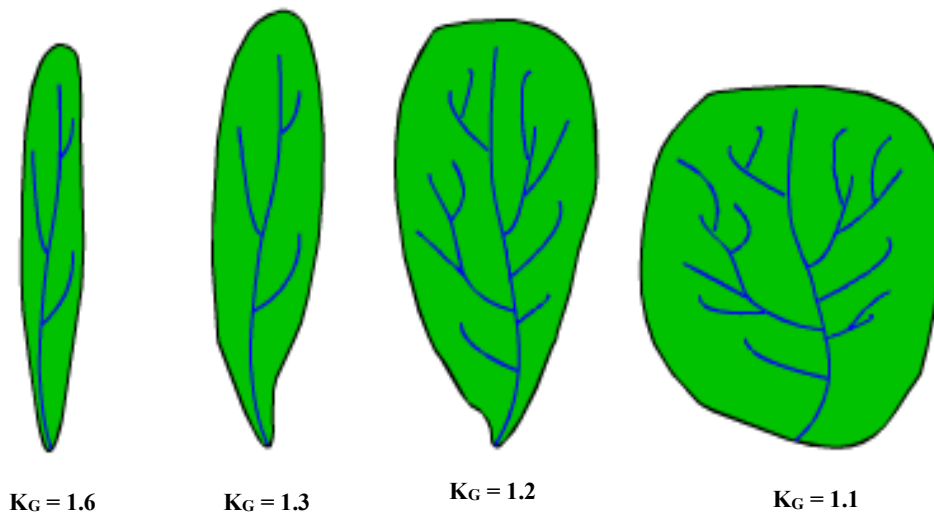


Figure III.6. Quelques valeurs de Kc pour différentes formes de bassin versant (Musy, 2001)

III.3.1.4. Rectangle équivalent

Le rectangle équivalent correspond à une transformation purement géométrique du bassin versant. Il prend alors une forme rectangulaire tout en gardant les mêmes caractéristiques. Dans ce cas, les contours deviennent parallèles aux côtés du rectangle équivalent. Le rectangle équivalent est un rectangle de longueur (L) et de largeur (l), ayant le même périmètre P et la même surface S que ceux du bassin. Plus un rectangle équivalent est allongé, moins il sera drainé (Traore, 2018). Les dimensions du rectangle équivalent sont déterminées par les formules suivantes.

$$L = \frac{K_c \times \sqrt{A}}{1.12} \left[1 - \sqrt{1 - \left(\frac{1.12}{K_c}\right)^2} \right] \tag{3.2}$$

$$l = \frac{K_c \times \sqrt{A}}{1.12} \left[1 + \sqrt{1 - \left(\frac{1.12}{K_c}\right)^2} \right] \tag{3.3}$$

Où : L = la longueur du rectangle équivalent (Km); l = largeur du rectangle équivalent en (Km); S = la surface du bassin versant (Km²); P = le périmètre (km); KG est l'indice de compacité de Gravelius.

Tableau III.2. Paramètres de surface/de forme du bassin versant

Bassin/sous bassin	surface (km ²)	Périmètre (km)	Indice compacité KG (-)	Longueur Lb (km)	largeur L (km)
Le bassin versant de Beni Haroun	7514.34	515.10	1.66	224.00	33.55
Oued Dehamcha-Kébir Amont	1054.83	220.75	1.90	99.81	10.57
Kébir Amont-Endja	1115.17	248.49	2.08	114.51	9.74
Kébir Amont	1288.19	244.96	1.91	110.86	11.62
Rhumel-Seguen	1140.21	292.67	2.43	138.08	8.26
Boumerzoug	1855.31	312.08	2.03	143.07	12.97
Rhumel-Smendou	1077.25	226.59	1.93	102.82	10.48

III.3.2. Paramètres du relief

III.3.2.1. La courbe hypsométrique

La courbe hypsométrique donne une vue synthétique de la pente du bassin versant et représente la répartition de la surface du bassin versant en fonction de son altitude. Cette courbe reflète l'état d'équilibre dynamique potentiel du bassin et reste un outil pratique pour comparer plusieurs bassins versants entre eux ou avec les différentes sections d'un même bassin. Il peut également être utilisé pour déterminer les précipitations moyennes dans un bassin versant et pour fournir des informations sur le comportement hydrologique et hydraulique du bassin versant et de son système de drainage. Cette courbe permet de juger de l'âge et du degré d'érosion des bassins versants et est également un outil de comparaison entre sous-bassin versants (Chafai et al., 2020; Singh and Singh, 2018).

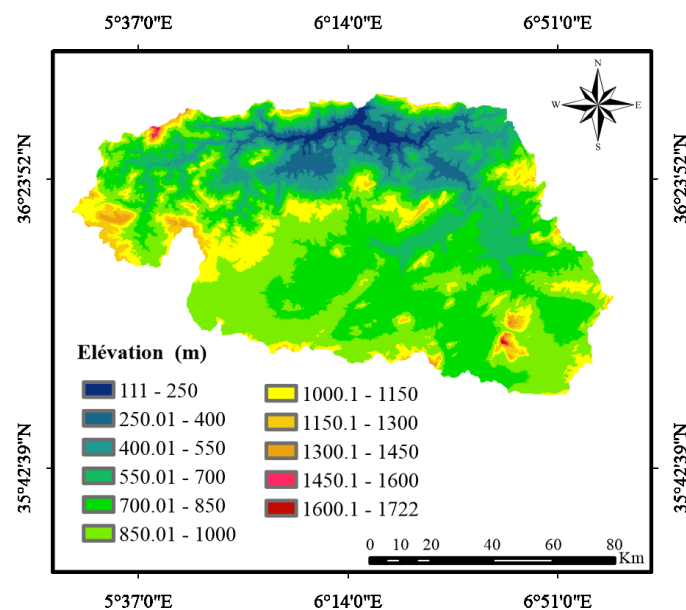


Figure III.7. Carte hypsométrique du bassin versant de Beni Haroun

Tableau III.3. Répartition de la surface partielle en fonction de l'altitude du bassin versant de Beni Haroun

Classes altitude (m)	centre classe(m)	Surface partielle (km ²)	Surface partielle en (%)	Surface cumulée %
111 - 250	180.5	95.2	1.267	1.27
250 - 400	325	368.0	4.899	6.17
400 - 550	475	621.4	8.272	14.44
550 - 700	625	918.1	12.221	26.66
700 - 850	775	2310.4	30.752	57.41
850 - 1 000	925	2191.1	29.166	86.58
1 000 - 1 150	1075	761.4	10.135	96.71
1 150 - 1 300	1225	188.1	2.503	99.22
1 300 - 1 450	1375	48.1	0.640	99.86
1 450 - 1 600	1525	9.1	0.120	99.98
1 600 - 1 722	1661	1.8	0.024	100.00

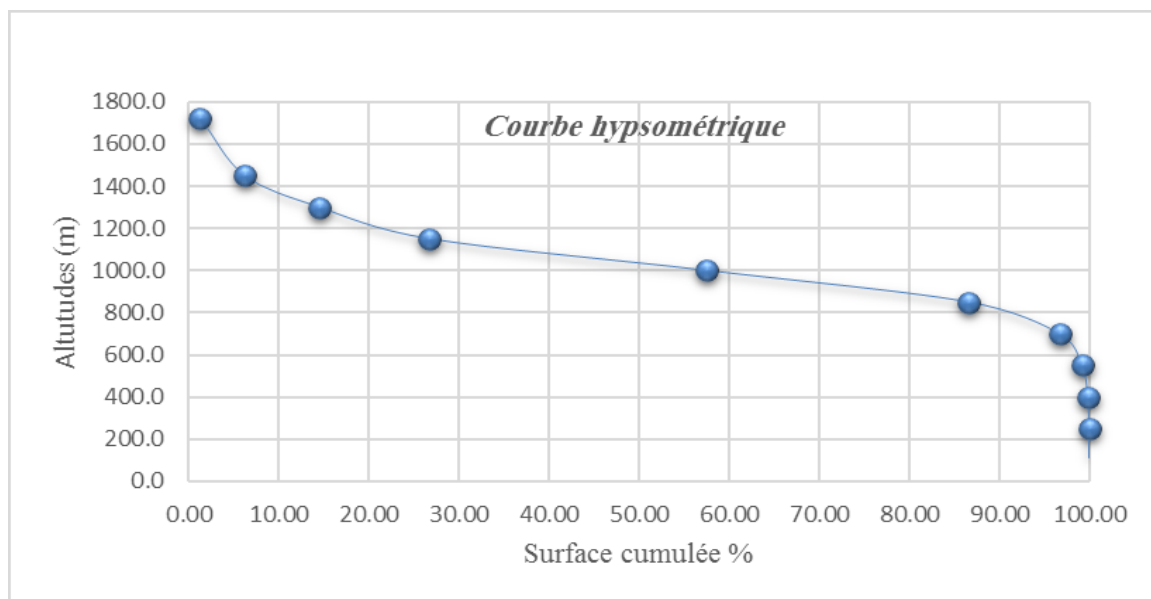


Figure III.8. Courbe hypsométrique du Bassin versant de Beni Haroun

III.3.2.2. Altitudes maximales et minimales

L'altitude maximale représente le point le plus haut du bassin tandis que l'altitude minimale considère le point le plus bas, généralement à l'exutoire. Ils déterminent l'amplitude altimétrique du bassin versant et sont également utilisés dans le calcul de la pente. Elles sont obtenues directement à partir des cartes topographiques ou de la courbe hypsométrique (Traore, 2018).

III.3.2.3. L'altitude moyenne

L'altitude moyenne n'est pas très représentative de la réalité. Cependant, il est parfois utilisé dans l'évaluation de certains paramètres hydrométéorologiques ou dans la mise en place de modèles hydrologiques (Gajbhiye et al., 2014). Elle est estimée par l'équation suivante :

$$H_{moy} = \frac{1}{S} * \sum S_i * h_i \quad (3.4)$$

Où : H_{moy} est l'altitude moyenne du bassin (m) ; S_i est surface entre deux contours (Km^2) ; h_i est l'altitude moyenne entre deux contours (m); S la surface totale du bassin versant (Km^2).

Dans cette étude, l'altitude moyenne a été extraite à l'aide de ArcMAP.

III.3.2.4. L'altitude médiane

L'altitude médiane (H_{med}) est déterminée à partir de la courbe hypsométrique et correspond à l'altitude lue au point d'abscisse 50% de la surface totale du bassin versant, sur la courbe hypsométrique. Ce paramètre se rapproche de l'altitude moyenne, dans le cas où la courbe hypsométrique du bassin concerné présente une pente constante. Si l'altitude moyenne est inférieure à l'altitude médiane, la pente est irrégulière, c'est-à-dire trop élevée en amont du bassin, où prédominent les hauts reliefs, s'adoucissant en aval où dominant les bas plateaux et les plaines (Traore, 2018).

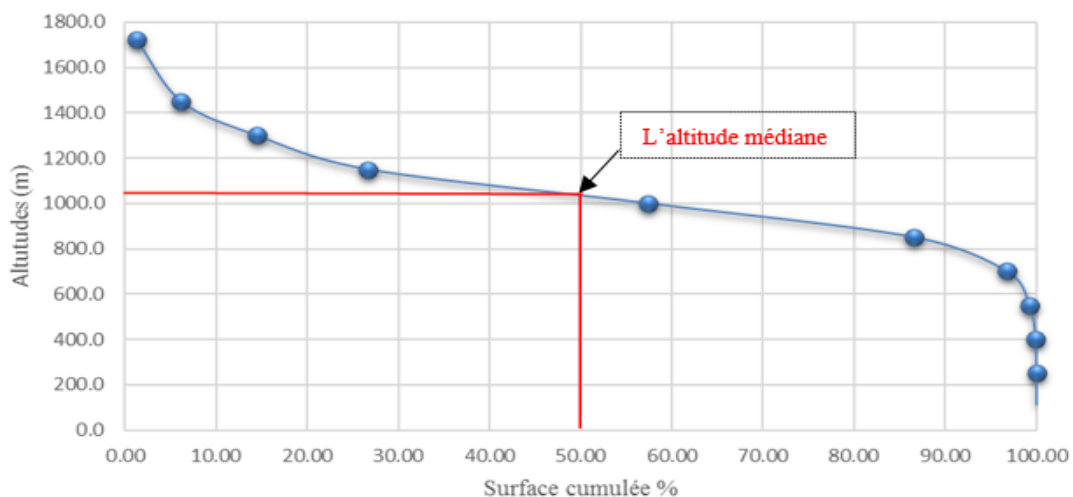


Figure III.9. Altitude médiane du bassin versant de Beni Haroun

III.2.2. Détermination de la pente du bassin versant

III.2.2.1. Pente moyenne

La pente a une relation importante et complexe avec l'infiltration, le ruissellement de surface et la saturation en eau du sol. Il contrôle le temps de ruissellement et la concentration

des eaux pluviales dans les artères de drainage. Ce paramètre est un paramètre important dans l'aménagement d'un bassin versant, il a une influence très forte sur l'hydrogramme : le temps de concentration sera d'autant plus faible que la pente est élevée (Traore, 2018). Avec les processus SIG, nous sommes en mesure d'obtenir en peu de temps des pentes moyennes du bassin versant à l'aide de DEM. Selon l'équation suivante (Ouzerbane, 2019):

$$P_{moy} = \frac{\Delta H}{L_u} \tag{3.5}$$

Où:

P_{moy} = Pente moyenne, ΔH = La différence d'altitude maximale sur le bassin (m). L_u = La longueur du cours d'eau principale.

La figure III.10 représente la répartition des pentes dans le bassin versant de Beni Haroun.

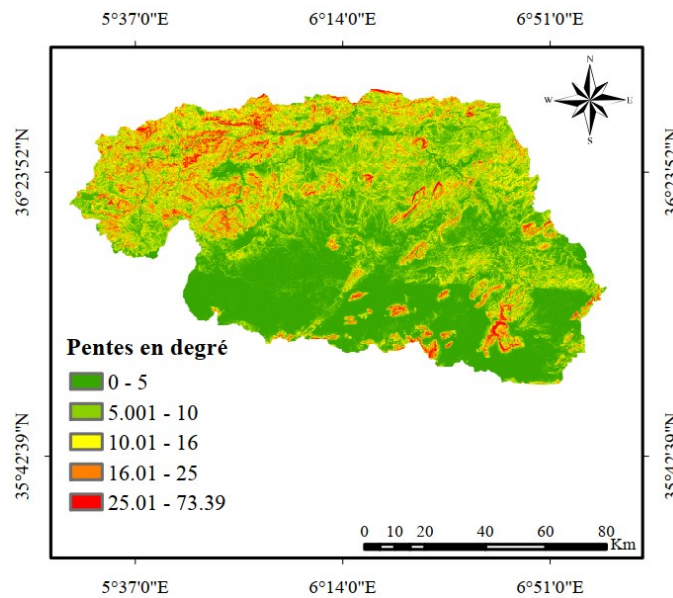


Figure III.10. Pente du bassin versant du barrage Beni Haroun

III.2.2.2. L'indice de pente global I_g

L'indice global de pente I_g est défini comme le rapport de la différence d'élévation entre les altitudes de H5% et H95%, entre les quelles se situent 90% de la surface du bassin versant, et la longueur L du rectangle équivalent. L'indice de pente global I_g (Figure III.1) exprimé par la formule suivante (Riad, 2003; Roche, 1963):

$$I_g = \frac{D}{L_b} = \frac{H_{5\%} - H_{95\%}}{L_b} \tag{3.6}$$

Où: I_g = la pente globale (m/km); D = la différence d'altitude (équation 6) entre $D_{5\%}$ et $D_{95\%}$ qui sont déterminées sur la courbe hypsométrique(m); L_b = la longueur du rectangle équivalent (Km).

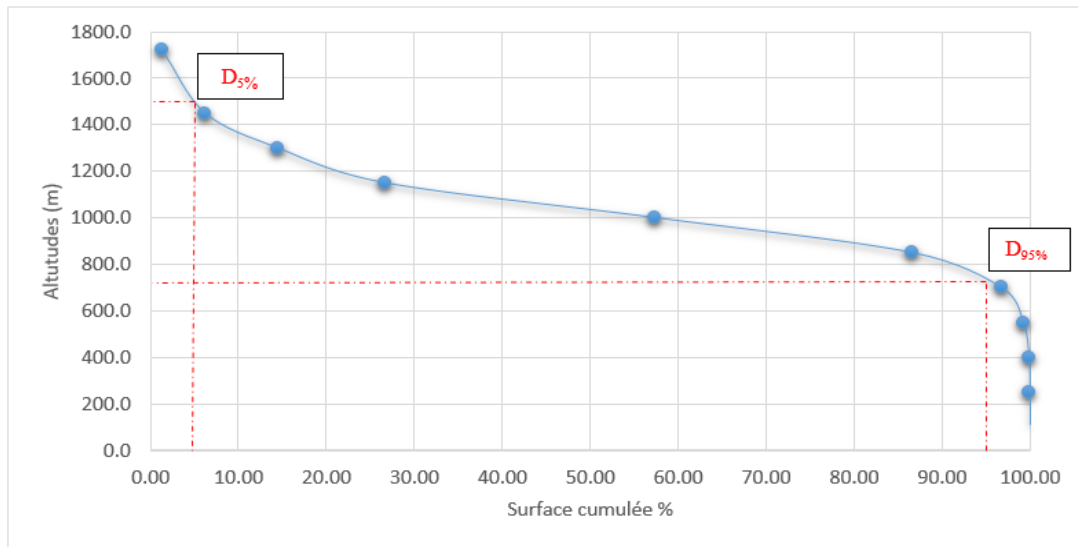


Figure III.11. La représentation des différentes altitudes ($H_{5\%}$ et $H_{95\%}$)

Cette pente est utilisée pour caractériser le relief des bassins versants et a conduit à une première classification de l'ORSTOM représentée par (Tableau III.4).

Tableau III.4. Classification d'ORSTOM selon la pente globale

Classe	Type de relief	Valeur de I_g
1	Très faible	$I_g < 0,002$
2	Faible	$0,002 < I_g < 0,005$
3	Assez faible	$0,005 < I_g < 0,01$
4	Modéré	$0,01 < I_g < 0,02$
5	Assez fort	$0,02 < I_g < 0,05$
6	Fort	$0,05 < I_g < 0,1$
7	Très fort	$0,1 < I_g$

III.2.2.3. Dénivelée spécifique (D_s)

La dénivelée spécifique est un indice général du relief des bassins versants. Cela peut expliquer la vitesse de réaction des bassins versants; plus le D est grand, plus les bassins

versants seront réactifs à un événement pluvieux. Ce paramètre est défini par l'équation (3.7) (Wilford et al., 2004).

$$D_s = I_g * \sqrt{S} \tag{3.7}$$

Où: D_s = La dénivelée spécifique (m); I_g = la pente globale (m/km); S = la surface du bassin versant (km²).

La dénivelée spécifique permet d'utiliser la classification de L'O.R.S.T.O.M (Tableau III.5) qui permet définir les différents types de relief des bassins.

Tableau III.5. Classification d'ORSTOM selon la dénivelée spécifique

Type de relief	Valeur de D_s
Très faible	$D_s < 10$
Faible	$10 < D_s < 25$
Assez faible	$25 < D_s < 50$
Modéré	$50 < D_s < 100$
Assez fort	$100 < D_s < 250$
Fort	$250 < D_s < 500$
Très fort	$500 < D_s$

Le tableau III.6 représente tous les paramètres des reliefs du bassin/ sous bassin versant de Beni Haroun.

Tableau III.6. Paramètre des reliefs du bassin versant

Bassin/sous bassin	Hmax (m)	Hmoy (m)	Hmin (m)	H Médian (m)	P _{moy} (m/km)	I _g (m/km)	D _s (m)
Le bassin du barrage Beni Haroun	1722	793.45	111	1030	7.89	3.48	301.84
Oued Dehamcha-Kébir Amont	1682.0	890.69	263	900	12.51	9.12	296.12
Kébir Amont-Endja	1463.0	654.21	114	863	11.45	7.69	256.6
Kébir Amont	1281.0	908.11	681	960	3.66	3.25	116.55
Rhumel-Seguen	1359.0	582.6	114	1020	5.68	2.88	97.331
Boumerzoug	1722.0	854.12	505	1000	6.25	3.77	162.57
Rhumel-Smendou	1359.0	582.6	114	760	9.61	8.51	279.31

III.3. Caractéristiques hydrographiques

III.3.1. La densité de drainage

La densité du drainage (D_d), introduite par Horton (1932), est la longueur totale du réseau hydrographique par unité de surface d'un bassin versant. Elle s'exprime en km/km^2 (Brahim et al., 2016). Elle dépend de la géologie (structure et lithologie) des caractéristiques topographiques du bassin versant et, dans une certaine mesure, des conditions climatiques, anthropiques et de la végétation. En général, une faible densité de drainage indiquant un sol très perméable, une végétation relativement dense et une faible pente, favorisant ainsi l'infiltration, contrairement à une forte densité de drainage qui représente un sol peu perméable, une végétation basse et une forte pente, favorisant ainsi le ruissellement de surface (Reddy et al., 2004). La densité de drainage est donnée par la relation (3.8) (Pakhmode et al., 2003):

$$D_d = \frac{\sum L_i}{S} \quad (3.8)$$

Avec : D_d = densité de drainage (km/km^2), L_i = longueur de cours d'eau (km), S = surface du bassin versant (km^2).

Dans notre cas : $S = 8843.012 \text{ Km}$ et $L = 2635 \text{ km}$, Donc : $D_d = 0.3 \text{ km}/\text{km}^2$

III.3.2. constante de stabilité du cours d'eau

Physiquement, il représente la surface du bassin versant nécessaire pour maintenir des conditions hydrologiques stables dans un vecteur hydrographique unitaire. Cette constance dépend du type de sol, de sa perméabilité, du climat, du relief et du couvert végétal. Généralement, un coefficient de stabilité élevé indique une perméabilité élevée du sol et vice versa. Elle est donnée par l'inverse de la densité de drainage symbolisée par l'équation (3.9) (Pakhmode et al., 2003):

$$C_s = \frac{1}{D_d} \quad (3.9)$$

Avec : D_d c'est la densité de drainage (km/km^2)

III.3.3. La densité hydrographique

La densité hydrographique représente le nombre de canaux d'écoulement par unité de surface (Traore, 2018). Elle est donnée par la relation :

$$F = \frac{\sum N_i}{S} \quad (3.10)$$

Où : F est la densité hydrographique (km^{-2}) ; N_i est le nombre de cours d'eau.

III.3.4. Le coefficient de torrentialité

C'est le rapport entre la fréquence des cours d'eau d'ordre 1 avec la densité de drainage. Elle dépend de plusieurs facteurs naturels, tels que le climat, les précipitations, la couverture végétale, le type de sol, la capacité d'infiltration et le terrain. Elle est donnée selon l'ordre 1 du flux par l'équation 3.11 (Beg, 2015):

$$C_t = D_d * F \quad (3.11)$$

Où : C_t = le coefficient de torrentialité (Km/Km⁴), D_d = densité de drainage (km/km²), F = nombre du cours d'eau d'ordre 1.

III.3.5. Le temps de concentration (Tc)

Plusieurs définitions sont utilisées dans la littérature pour définir le TC. Le temps de concentration T_c d'un bassin versant est défini comme la durée nécessaire à une goutte d'eau pour parcourir le chemin hydrologique entre un point le plus éloigné du bassin versant et l'exutoire. En d'autres termes, c'est le temps nécessaire à une « particule d'eau » pour se déplacer de la limite du bassin versant le long du cours d'eau le plus long jusqu'à l'exutoire du bassin versant (Grimaldi et al., 2012).

Plusieurs formules de détermination du temps de concentration ont été mises au point, les plus courantes sont les suivantes:

a) Formule de GIANDOTTI :

$$T_c = \frac{4\sqrt{S} + 1.5L_p}{0.8\sqrt{H_{moy} - H_{min}}} \quad (3.12)$$

Où : S = Superficie du bassin versant en Km², L_p = Longueur de talweg principale, H_{moy} = Altitude moyenne en mètre, H_{min} = Altitude minimale en mètre

b) Formule de CALIFORNIA :

$$T_c = \left(\frac{0.87L_p^3}{H_{max} - H_{min}} \right)^{0.386} \quad (3.13)$$

c) Formule de KIRPICH:

$$T_c = 0.6615L_p^{0.77} p_m^{-0.385} \quad (3.14)$$

Avec : p_m = indice de pente globale, L_p = la longueur du talweg principale en Km

d) Formule Algérienne :

$$T_c = 0.0055S + 0.1657L + 0.0078\Delta H + 0.821 \quad (3.15)$$

Avec : S = surface du bassin versant en Km² ; L = longueur du talweg principal en Km ; ΔH = dénivelé entre l'altitude moyenne et minimal.

e) Formule de SCS :

$$T_c = \left(0.868 * \frac{Lp^2}{S}\right)^{0.385} \quad (3.16)$$

Avec : S = la surface du bassin versant en Km², L = longueur du talweg principal en Km.

L'estimation du temps de concentration est obtenue grâce à des formules empiriques de GIANDOTTI, élaborées dans les conditions physico géographiques analogues à celles de la partie Nord de l'Algérie.

Le tableau III.7 montre les résultats de calcul le temps de concentration par la formule de Giandotti dans chaque sous-bassin versant.

Tableau III.7. Principales caractéristiques morphométriques du bassin

Bassin/sous bassin	Tc GIANDOTTI (h)
Le bassin versant Beni Haroun	30.37
Oued Dehamcha-Kébir Amont	12.57
Kébir Amont-Endja	10.70
Kébir Amont	20.16
Rhumel-Seguen	17.55
Boumerzoug	12.73
Rhumel-Smendou	14.20

III.4. L'occupation du sol

La couverture végétale joue un rôle important dans la réduction des processus d'érosion, la protection des rivières et la réduction des glissements de terrain. De plus, le couvert végétal empêche les gouttes de pluie d'avoir un impact direct sur la surface et dissipe leur énergie avant qu'elles n'atteignent la surface. La couverture végétale est considérée comme l'un des facteurs les plus importants pouvant être surveillés par l'imagerie satellite, l'estimation de l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) ou en utilisant une classification supervisée/non supervisée. Sur la base du plugin de classification semi-automatisée 4.3.3 (SCP) de QGIS,

La carte d'occupation du sol au niveau du bassin versant a été dérivée d'une classification supervisée. Nous nous appuyons sur les images satellite Sentinel-2 qui fournit des images à haute résolution spatiale et temporelle (10 m) pour créer des composites RVB de la bande 2, bande 3 et bande 4. Le fichier de formes de formation a été généré à partir de l'option SCP Plugin ROI, par dessiner manuellement des polygones pour chaque classe selon les classes de couverture du sol définies dans le [tableau III.8](#). L'occupation des sols du bassin versant du barrage de Beni Haroun a été classée en six classes ([Figure III.12](#)), à savoir, le plan d'eau, forêts, zone urbaine, agriculture, végétation faible et le sol nu.

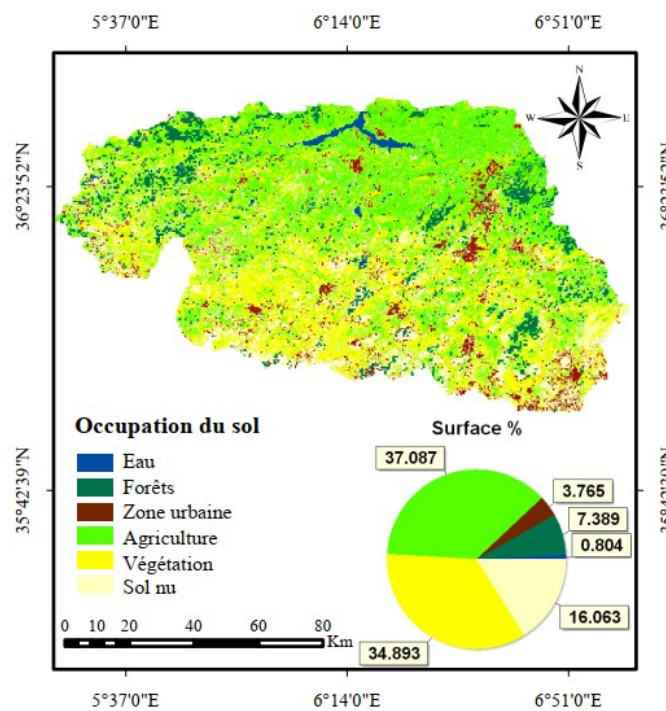


Figure III.12. Carte d'occupation du sol du bassin versant de Beni Haroun

Le [tableau III.8](#) représente le détail des différentes catégories de l'occupation du sol.

Tableau III.8. Le détail des différentes catégories

Type d'occupation du sol	Surface (km ²)	Surface %
Plan d'eau	60.12	0.8
Forêts	555.33	7.39
Zone urbaine	283.30	3.77
Agriculture	2787.18	37.09
végétation faible	2621.86	34.89
Sol nu	1206.85	16.06

III.5. Aperçu lithologique

Le bassin versant du barrage de Beni Haroun est constitué par huit types de sols (Figure III.13) : Les marnes présentent la plus grande partie du bassin avec une dominance de 33.76 %. En deuxième classe, les sols calcaires et dolomies qui couvrent 28.64 % de la surface. La troisième classe la plus dominante c'est les alluvions sable et croûte calcaire de 24.28% de la surface. Les autres catégories sont réparties à des taux faibles, ne dépassant pas 2% sont déterminées généralement dans le tableau III.9.

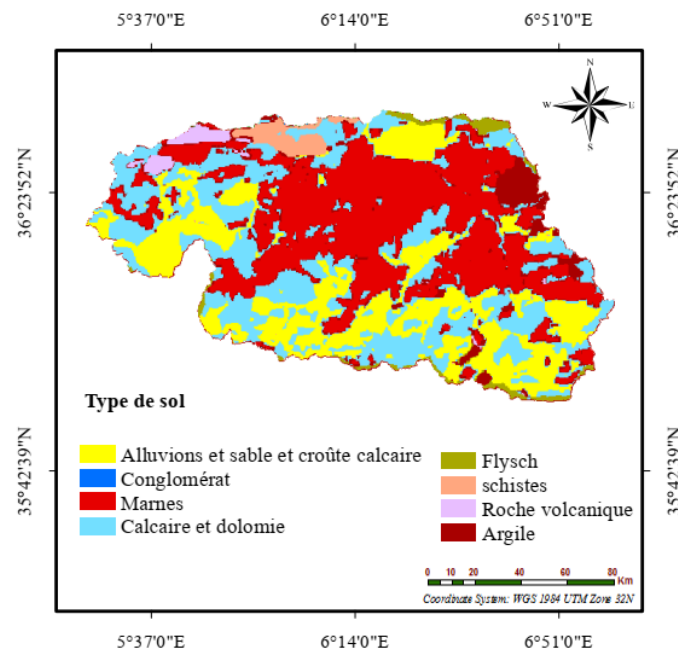


Figure III.13. Carte lithologique (Conçue par l'auteur sur la base de données de BNEDER 2010)

Tableau III.9. Détail des différentes catégories de type de sol

Type de sol	Surface km ²	Surface %
Alluvions et sable et croûte calcaire	1818.09	24.28
Conglomérat	0.27919	0.003
Marnes	2528.07	33.76
Calcaire et dolomie	2144.91	28.65
Flysch	137.135	1.83
schistes	149.420	1.99
Roche volcanique	102.714	1.372
Argile	606.54	8.10

Conclusion

L'objectif visé dans ce chapitre est d'établir le portrait global du milieu physique du bassin versant du barrage de Beni Haroun et ses caractéristiques morphométriques. Une telle caractérisation est une étape essentielle dans la réalisation d'un projet de gestion intégrée de l'eau. A cet égard, l'accent est mis sur les caractéristiques géométriques, topographiques et hydrographiques. Ces informations constituant des éléments clés pour toute réflexion relative à la prédétermination de la réponse du bassin versant aux éléments pluviométriques et à la caractérisation de son écoulement.

Afin d'atteindre cet objectif, nous avons utilisé un model numérique de terrain (MNT) de 30 m de résolution pour délimiter le bassin versant étudié et tracer son réseau hydrographique. Nous avons ensuite créé les cartes thématiques, extrait des paramètres automatiques intervenant dans le comportement hydrologique et calculés des indices physiographiques incluant.

CHAPITRE IV

ESTIMATION DE L'EROSION PAR LES
MODELES RUSLE ET EPM

Introduction

Dans un contexte de changements globaux (climatiques et humains), comprendre et évaluer les risques sur les ressources en eau et gérer l'agriculture sont de véritables priorités pour les gestionnaires du territoire afin de proposer les solutions les plus efficaces pour planifier et réaliser un développement durable (Ganasri and Ramesh, 2016). L'érosion des sols constitue l'un des principaux facteurs menaçant les installations hydrauliques et les terres agricoles, et elle peut être définie comme un phénomène hydrogéologique défavorable impliquant la séparation et le transport des particules de sol de surface de leur emplacement initial vers des emplacement proche pour l'accumulation (Behera et al., 2020).

L'érosion hydrique est constitue le principal facteurs de dégradation des terres dans de grandes parties du monde, elle constitue une grande menace pour les sols fertiles et les terres agricoles, où l'eau joue un rôle clé dans la phase de détachement, de transport et de dépôt des processus d'érosion des sols ; en particulier, splashes et l'érosion en nappe causées par l'impact des gouttes de pluie (détachement), l'érosion des rigoles et des ravines sont causées par l'écoulement de l'eau (détachement, transport), qui est proportionnelle à l'augmentation progressive du volume et de la vitesse du ruissellement de surface (Chaaouan et al., 2013; Haan et al., 1994; Jayawardena et al., 2017). De plus, le processus d'érosion des sols est accéléré par des activités humaines (la déforestation, le surpâturage, l'urbanisation) (Arnáez et al., 2015; Behera et al., 2020; Mazour and Roose, 2002; Sahli et al., 2019).

À la lumière du développement rapide des systèmes d'information géographique et de leur capacité d'analyser les données fournies par les technologies de télédétection, il est devenu impératif de rechercher des modèles traditionnels de perte de sol, qui peuvent être combinés avec les SIG et RS, pour améliorer notre compréhension des processus de perte de sol et de leur impact sur les ressources en eau. Dans cette étude, deux modèles empiriques ont été appliqués dans le bassin versant du barrage de Beni Haroun: L'équation universelle révisée de perte en sol (RUSLE), développé par Renard et al. (1997) sur la base de l'équation universelle de perte de sol (USLE) (Angima et al., 2003; Renard, 1997; Renard et al., 1991; Wischmeier and Smith, 1949) et la méthode de potentiel d'érosion (EPM) développée par Gavrilovc' dans les bassins versants de la rivière Morava en Serbie en 1962 (Efthimiou et al., 2017). Les deux modèles nécessitent des facteurs liés au climat, au sol, à la végétation et à la topographie. RUSLE estime la perte du sol par unité de surface en multipliant cinq facteurs : le facteur d'érosivité des précipitations R, le facteur R est calculé comme le produit de l'énergie totale de la pluie et de

son intensité maximale sur 30 minutes (Wischmeier and Smith, 1978). Le facteur d'érodibilité K indique la facilité avec laquelle le sol se détache de ses particules et les transporte par écoulement de surface. Le facteur de longueur de pente LS indique l'effet combiné de l'inclinaison et de la longueur de la pente sur le taux de perte de sol, où la perte de sol augmente plus rapidement avec l'inclinaison de la pente qu'avec la longueur de la pente (Haan et al., 1994; McCool et al., 1987). Le facteur de couverture et de gestion (C) prévient l'érosion des sols en réduisant l'énergie des gouttes de pluie lors des précipitations, selon le type et la densité de la végétation. Le facteur de pratique de conservation (P) représente le rapport de la perte de sol avec la pratique de conservation donnée à celle où aucune conservation n'est pratiquée. Alors que la méthode du potentiel d'érosion (EPM) dépend de six facteurs représentés par l'érodabilité du sol (Y), la protection du sol (Xa), les précipitations (H), les pentes (Ja), le type d'érosion (ϕ) et le coefficient de température (T) (Sakuno et al., 2020; Solaimani et al., 2009).

Cette étude visant à évaluer les performances de RUSLE et EPM au niveau du bassin versant du barrage Beni Haroun, elle a été retenue pour les besoins de notre étude, car elle possède le plus grand barrage construit au cours des dernières décennies avec une capacité totale de stockage de 960 Mm³ avec un système de transfert hydraulique puissant et coûteux. Le barrage de Beni Haroun joue un rôle important dans le développement global de la région de l'Est avec la satisfaction des besoins d'irrigation et la durabilité de la production agricole où il devrait assurer l'irrigation d'environ de 40000 hectares de terres. En plus de fournir de l'eau potable dans sept provinces de l'Est Algérien (Mila, Jijel, Constantine, Batna, Oum El-bouaghi, Khenchela et souk-ahress) (Kateb et al., 2020; Marouf and Remini, 2019). Nous nous sommes appuyés dans cette étude sur des données mesurées sur terrain et des données fournies par des technologies de télédétection (RS) combinées à SIG, afin de déterminer la répartition spatiale de la sévérité de la perte par érosion et d'estimer ainsi la perte moyenne annuelle de sol dans ce bassin.

IV.1. Méthodologie

Dans ce chapitre, nous avons comparé deux modèles empiriques RUSLE et EPM, les deux modèles sont connus pour leurs structures simples et leurs facilités d'application et de l'intégration de leurs paramètres dans les systèmes d'information géographique (SIG). Les deux modèles se caractérisent par le fait qu'ils nécessitent des données liées au climat, au sol, à la végétation et à la topographie (Tableau IV.1). Les données pluviométriques utilisées dans cette étude ont été obtenues auprès de l'Agence Nationale des Ressources Hydrauliques (ANRH)

pour 20 stations pluviométriques situées dans le bassin versant et pour une période qui étale entre (1950 et 1990). Nous nous sommes appuyés sur le modèle numérique de terrain (MNT) de résolution 30 m du Site Web USGS Earth Explorer pour dériver les paramètres géomorphologiques (longueur de la pente). L'érodibilité du sol provient des informations essentielles sur le sol (teneur en argile, sable, limon et matière organique) fournies par la carte Soil Grids, qui est développée par ISRIC – World Soil Information. Le facteur de couverture et de gestion a été dérivé de l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) et de la carte LULC par classification supervisée, en fonction du plugin de classification semi-automatique (SCP) pour QGIS. L'estimation du coefficient de température T nécessite la valeur de la température annuelle moyenne. À cette fin, des images satellite ont été utilisées pour six périodes (1985, 1993, 2001, 2011, 2014 et 2018) afin d'extraire les températures moyennes (voir annexe supplémentaire IV.1).

Tableau IV.1. Types, descriptions, sources et informations des données utilisées

Type de données	Description	Sources	Facteurs
Précipitation	Les données de précipitations (1950 à 1990) pour 20 stations pluviométriques.	Agence Nationale des Ressources Hydrauliques (ANRH)	R , H
SRTM (MNT)	United States Geological Survey (USGS) websites (30 m resolution)	https://earthexplorer.usgs.gov/	LS , P , Ja
Les données de sol	ISRIC–World Soil Information 250 m	https://soilgrids.org	K , ρ
Images satellites (Landsat-8, Landsat-5)	Imagerie satellite Landsat 5 (TM) et Landsat 8 (OLI/TIRS) sans nuages pour six périodes (1985, 1993, 2001, 2011, 2014 et 2018).	https://earthexplorer.usgs.gov/	NDVI, C , T , φ .
Images satellites Sentinel-2	Image satellite Sentinel-2 sans nuages acquise le 13/03/2019 avec des résolutions spatiales de 10 m		LULC

L'organigramme ci-dessous (Figure IV.1) résume toutes les étapes suivies pour quantifier la perte moyenne annuelle de sol.

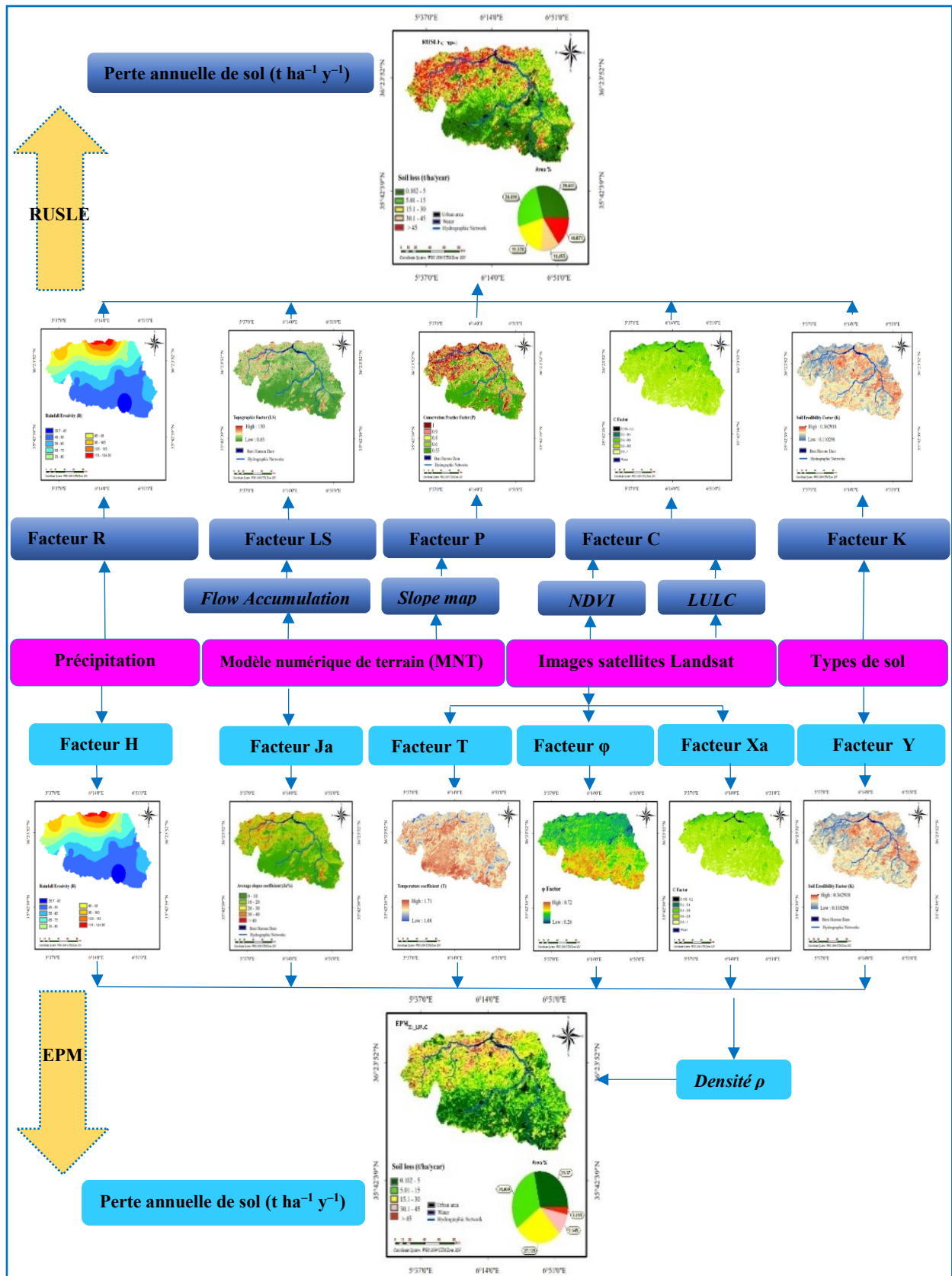


Figure IV.1. Organigramme de la méthodologie adoptée

IV.2. Description des modèles

IV.2.1. Équation Universelle Révisée de Perte en Sol (RUSLE)

RUSLE est un modèle empirique utilisé pour estimer les pertes en sol annuelles moyennes dans chaque cellule (ou pixel), où il est considéré comme l'un des modèles les plus simples et largement acceptés et qui peuvent être appliqués pour des zones étendues et différents contextes (Ranzi et al., 2012). Le modèle a été révisé et développé par Renard et al. (1997), en se basant sur la même équation (première édition) mais les méthodes pour obtenir les différents paramètres ont été améliorées. Le modèle RUSLE est basé sur cinq facteurs, tels que l'érosivité des pluies (R), le facteur d'érodibilité du sol (K), le facteur topographique (LS), l'occupation du sol et le facteur de pratique de conservation (Ghosal and Bhattacharya, 2020). L'environnement SIG a permis la création de cartes individuelles et spatiales pour chaque facteur du modèle. La carte finale de la perte moyenne en sol a été produite selon l'équation suivante :

$$A = R * K * LS * C * P \quad (4.1)$$

Où : A = les pertes annuelles moyennes en sol ($t \text{ ha}^{-1} \text{ an}^{-1}$), R = l'indice d'érosivité des pluies ($\text{MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ an}^{-1}$), K = l'indice d'érodibilité des sols ($t \text{ ha h ha}^{-1} \text{ MJ}^{-1} \text{ mm}^{-1}$), LS = facteur topographique (-), C = le facteur de couverture végétale (-), P = le facteur de pratique de conservation (-).

IV.2.1.1. Facteur d'érosivité des pluies (R)

L'érosivité des pluies est le facteur principal de RUSLE, qui est représenté la capacité des événements pluvieux à déplacer le sol sur une zone. C'est un facteur qui détermine la capacité des événements pluvieux à déplacer les sols. Il dépend uniquement des caractéristiques physiques des précipitations, de l'intensité des précipitations, de la taille des gouttes de pluie, de la vitesse terminale et de l'énergie cinétique (Wischmeier and Smith, 1978). Le facteur d'érosivité a été calculé sur la base des données climatiques mensuelles et annuelles de 18 stations pluviométrique durant une période de 40 ans varie entre (1950 et 1990). Afin d'estimer le facteur R ($\text{MJ mm ha}^{-1} \text{ h}^{-1} \text{ y}^{-1}$) (Figure IV.2), nous nous sommes appuyés sur la formule de Rango & Arnoldus (1987), elle s'exprime comme suit:

$$\log R = 1.74 * \log \Sigma (P_i^2 / P) + 1.29 \quad (4.2)$$

Où: P_i = la précipitation mensuelle (mm) et P = la précipitation annuelle (mm).

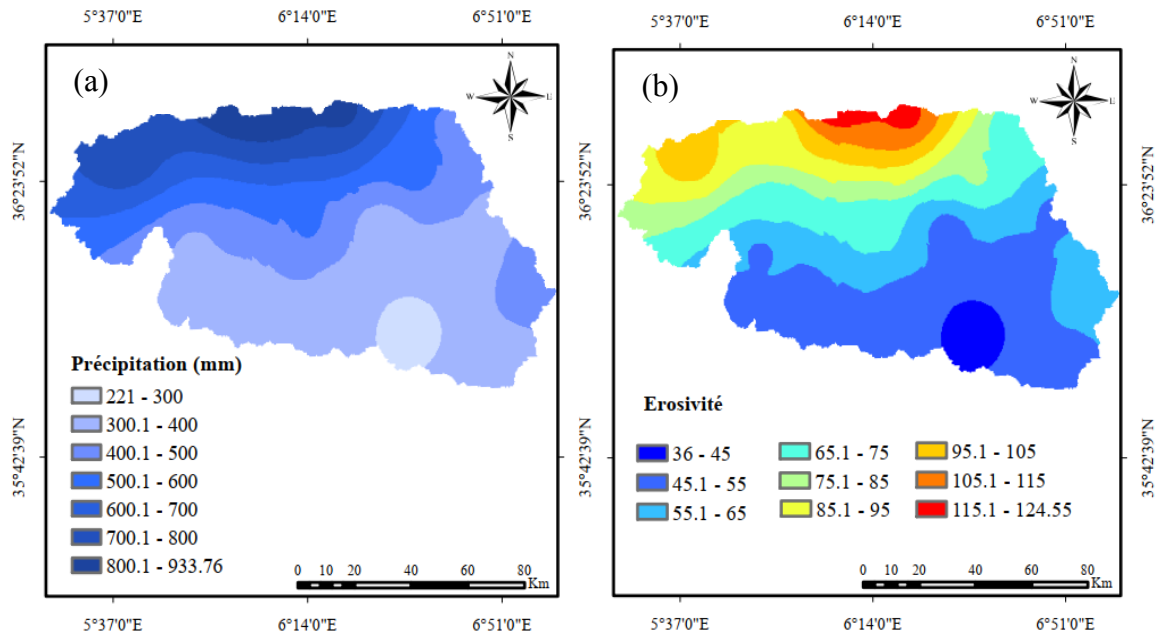


Figure IV.2. Précipitations (a), Érosivité des pluies (b) ($\text{MJ mm ha}^{-1} \text{h}^{-1} \text{an}^{-1}$)

Les variations spatiales de la précipitation et du facteur d'érosivité (R) présentent un gradient croissant du sud au nord (Figure IV.2). Les valeurs les plus faibles du facteur R , de 35,7 à 55 ($\text{MJ mm ha}^{-1} \text{h}^{-1} \text{an}^{-1}$), ont été distribuées principalement dans la partie sud, tandis que les valeurs les plus élevées du facteur R , de 85 à 124 ($\text{MJ mm ha}^{-1} \text{h}^{-1} \text{an}^{-1}$), ont été distribuées dans la partie nord du bassin versant. La partie amont du bassin versant (le nord) présente une haute érosivité correspond au taux élevé de précipitation varie de 600 à 933,76 (mm) dans ces parties du bassin versant. La partie aval du bassin versant (le sud) a montré une valeur de facteur d'érosivité plus faible, ce qui correspond aux précipitations les plus faibles tombées varient entre (221 et 400) (mm).

IV.2.1.2 Facteur d'érodibilité du sol (K)

L'érodibilité du sol est un facteur important dans le modèle *RUSLE*, elle représente la vulnérabilité des particules du sol à la séparation et au transport sous l'effet des splash et/ou du ruissellement de surface (Behera et al., 2020; Bou-imajjane et al., 2020). Le facteur d'érodibilité du sol (K) du *RUSLE* correspond au coefficient de résistance du sol (Y) du *EPM* (Efthimiou et al., 2016; Sakuno et al., 2020). Les données pédologiques dans notre étude ont été dérivées de la carte Soil Grids, qui est développée et maintenue par *ISRIC-World Soil Information*. Pour le calcul du facteur k (Figure IV.3), nous avons dépendu des propriétés du sol représenté la teneur en matière organique du sol, la texture du sol et la perméabilité. Ce facteur est dérivé à partir de l'équation suivante:

$$K = \{2.1 \times M^{1.14} * 10^{-6} * (12 - OM) + 0.0325 * (b - 2) + 0.025 * (c - 3)\} / 100 \quad (4.3)$$

$$M = \%Silt * (100 - \%Clay) \quad (4.4)$$

Où :

K est l'érodibilité du sol ($t\ ha\ h\ ha^{-1}\ MJ^{-1}mm^{-1}$), M représente le paramètre granulométrique, MO est la matière organique (%), b le code de structure du sol utilisé dans la classification des sols et c la classe de perméabilité.

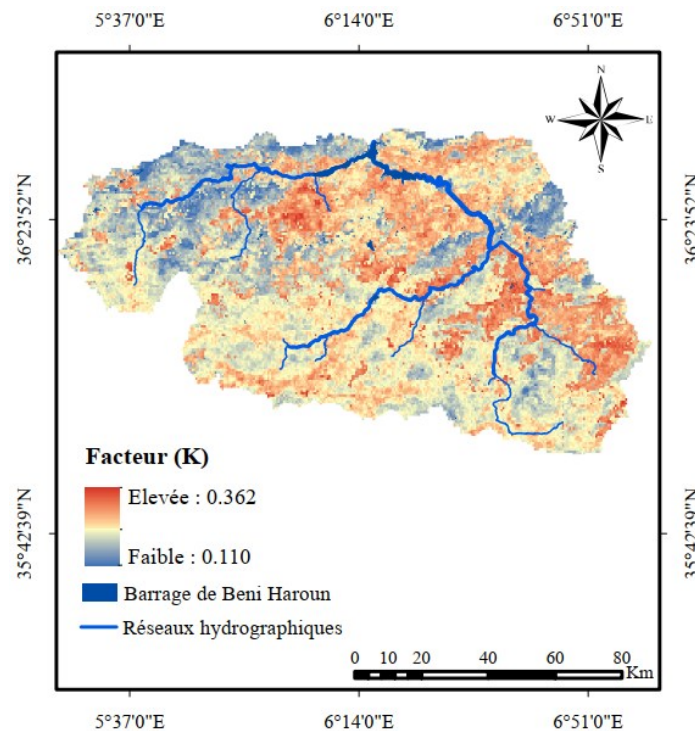


Figure IV.3. Carte d'érodibilité des sols (K)

IV.2.1.3. Facteur topographique (LS)

Le facteur topographique est l'un des facteurs les plus importants affectant le processus de perte de sol. Il peut être évalué à partir du facteur LS qui décrit l'effet combiné de la longueur et de la raideur de la pente. Les longues des pentes abruptes livrent plus de sédiments que les pentes douces et plus courtes où la vitesse d'écoulement augmente avec une pente croissante qui affecte l'augmentation de la production de sédiments et leur transport vers les zones de basse altitude (Moore and Burch 1986; Don K. McCool et al. 1989; Wischmeier and Smith 1978). Les techniques de SIG et de télédétection ont été appliquées pour accéder au facteur LS dans l'équation *RUSLE* en utilisant le MNT (Figure IV.4). L'équation suivante (4.5) a été utilisée pour calculer la valeur LS recommandée par McCool et al. (1989) (Sahli et al., 2019).

$$LS = (\lambda/22.13)^m * \begin{cases} 10.8 \sin \theta + 0.03 & \text{if } \theta < 9\% \\ 16.8 \sin \theta - 0.5 & \text{if } \theta > 9\% \end{cases} \quad (4.5)$$

Où:

$$\lambda = \text{Flow accumulation} * \text{Cell size} \quad (4.6)$$

$$m = \frac{\beta}{(1+\beta)} \quad (4.7)$$

$$\beta = \frac{(\sin \theta)}{[3 \times (\sin \theta)^{0.8} + 0.56]} \quad (4.8)$$

où λ est la longueur du trajet d'écoulement (m), m est un exposant de pente de longueur variable, β est un facteur variant avec le gradient de pente et θ est l'angle de la pente en degrés.

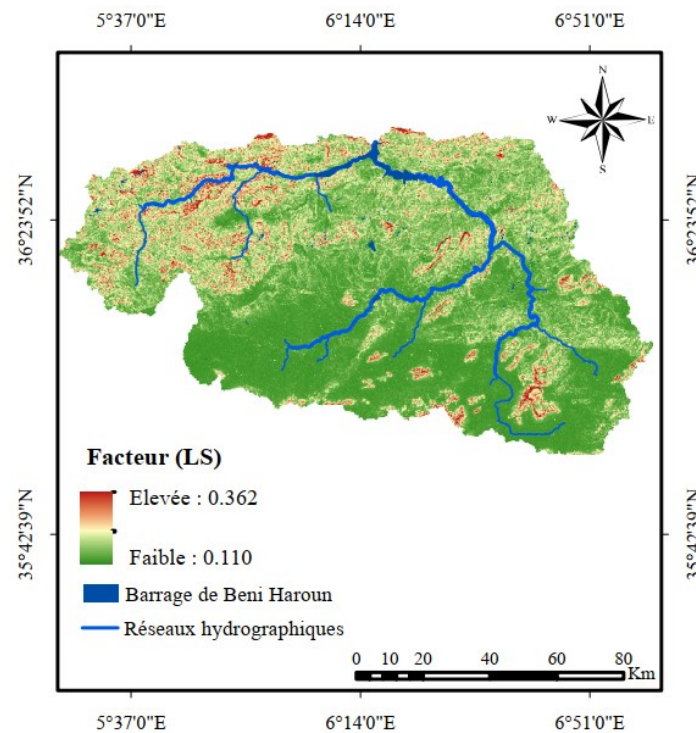


Figure IV.4. Distribution des valeurs du facteur LS dans le bassin versant

Le facteur topographique combine les effets de la longueur (L) et de la pente (S) sur l'érosion. Ces deux facteurs sont calculés à partir du modèle numérique de terrain (MNT) avec une résolution spatiale de 30 m. Le facteur topographique LS est classé selon des valeurs variant entre 0,03 et 150, où la distribution spatiale du facteur LS indique une concentration de valeurs plus élevées dans les collines à pente raide, les escarpements, qui est distribuée dans la partie nord-ouest du bassin versant. Tandis que les valeurs LS faibles sont plus répandues dans les régions du sud avec un terrain modéré et des élévations plus faibles.

IV.2.1.4. Facteur de couvert végétal (C)

La couverture végétale joue un rôle important dans la réduction des processus d'érosion en protégeant les berges des rivières et en réduisant les glissements de terrain. De plus, la couverture végétale empêche les gouttes de pluie d'avoir un impact direct sur la surface du sol et dissipe l'énergie des gouttes de pluie avant qu'elles n'atteignent la surface du sol. La couverture végétale est l'un des facteurs les plus importants qui peut être surveillé par des images satellites, par l'estimation de l'Indice de Différence de Végétation Normalisé (NDVI), ou en utilisant la classification supervisée/non supervisée. Le facteur NDVI a été généré en utilisant des images Landsat 8 OLI et 5 TM avec une résolution de 30 m pour six périodes (1985, 1993, 2001, 2011, 2014 et 2018) (voir Annexe supplémentaire 1). Les valeurs NDVI vont de -1,0 à 1,0, les valeurs les plus élevées correspondant à une végétation verte et les plus basses à un sol nu (Chipman et al., 2004; Jasinski, 1990; Sader and Winne, 1992). L'indice NDVI a été calculé selon l'équation suivante:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{Red}}{\text{NIR} + \text{Red}} \quad (5.9)$$

Où NIR est une bande proche infrarouge telle que la bande 5 (0,851-0,879 μm) et la bande 4 (0,76 à 0,90 μm) pour Landsat 8 et Landsat 5, respectivement. Le rouge est une bande rouge telle que la bande 4 (0,636-0,673 μm) et la bande 3 (0,63 à 0,69 μm) pour Landsat 8 et Landsat 5, respectivement.

Plusieurs études indiquent que différentes méthodes sont utilisées pour calculer et quantifier le facteur C. Dans notre travail, nous avons dérivé le facteur C à partir de l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) (Figure IV.5 (b)), selon la méthodologie proposée par Van der Knijff et al. (2000), où il utilise une fonction exponentielle basée sur l'indice NDVI selon l'équation (4.10).

$$C = \exp\left[-\alpha\left(\frac{\text{NDVI}}{\beta - \text{NDVI}}\right)\right] \quad (4.10)$$

Où α et β sont les paramètres de forme qui déterminent la forme de la courbe NDVI-C, où les valeurs de α et β ont été traitées comme 2 et 1, respectivement.

La carte d'occupation des sols a été dérivée par la méthode classification supervisée, selon le plugin de classification semi-automatique 4.3.3 (SCP) pour QGIS. Nous nous sommes appuyés sur l'imagerie satellite Sentinel-2 qui fournit des images à haute résolution spatiale et temporelle (10 m) pour créer le composite RGB pour les bandes 2, 3 et 4. Le fichier de forme

d'entraînement a été généré à partir de l'option SCP Plugin ROI, en dessinant manuellement des polygones pour chaque classe selon les classes de couverture végétale définies dans le tableau 2. L'occupation du sol (LULC) du bassin versant du barrage de Beni Haroun a été classée en six classes (Figure IV.5(a)), à savoir, eau, zone forestière, zone urbaine, terres cultivées, végétation basse et sol nu.

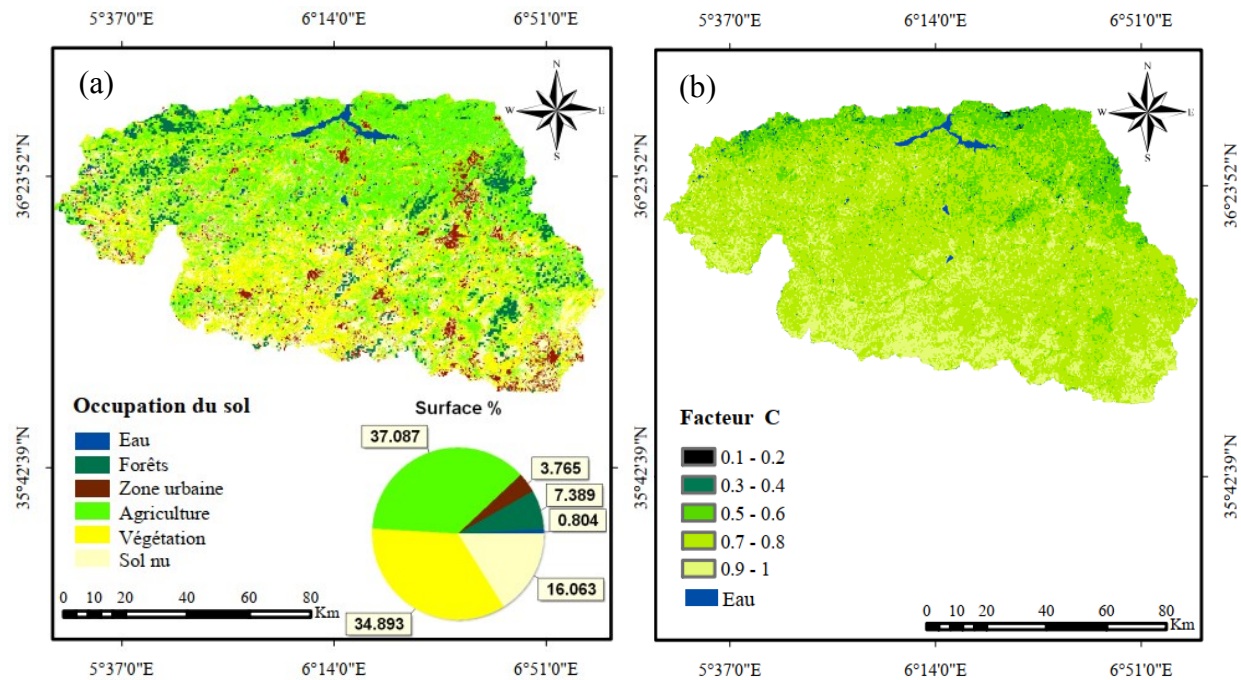


Figure IV.5. Carte d'occupation du sol (a), facteur C_{NDVI} (b)

Tableau IV.2. Principaux types d'occupation des sols

Les classes d'occupation du sol	Surface (km ²)	Surface %
Eau	60.12	0.8
Forêt	555.33	7.39
Zone urbaine	283.30	3.77
Terre cultivée	2787.18	37.09
Végétation faible	2621.86	34.89
Sol nu	1206.85	16.06

IV.2.1. 5 Facteur de pratique de conservation (P)

Le facteur P est défini comme l'impact de l'occupation du sol ou du système agricole sur l'érosion du sol (Figure IV.6). Le facteur P ajuste l'érosion potentielle par le ruissellement de l'eau en mettant en œuvre les effets du contournage (Wischmeier and Smith, 1978).

Le facteur P tient compte des pratiques de gestion qui affectent l'érosion du sol en modifiant le schéma d'écoulement, comme le contourage, la culture en bandes ou la culture en terrasses (Renard, 1997). Plus la pratique de conservation est efficace pour atténuer l'érosion du sol, plus le facteur P est faible (Bagherzadeh, 2014). La valeur P est comprise entre 0 et 1, 0 représentant une très bonne résistance à l'érosion artificielle et 1 une absence de résistance à l'érosion artificielle. Le tableau IV.3 montre la valeur du facteur de pratique de soutien en fonction des méthodes de culture et de la pente (Parveen and Kumar, 2012).

Tableau IV.3. Facteur P selon les types de culture et de pente

Pente (%)	Contourage	Culture en bande	Terrassement	Classe de P	Surface %
0 -7	0.55	0.27	0.10	Très faible	34.88
7-11.3	0.6	0.30	0.12	Faible	15.07
11.3-17.6	0.8	0.40	0.16	Modérée	19.33
17.6-26.8	0.9	0.45	0.18	Élevé	17.02
>26.8	1.00	0.50	0.20	Très Élevé	13.68

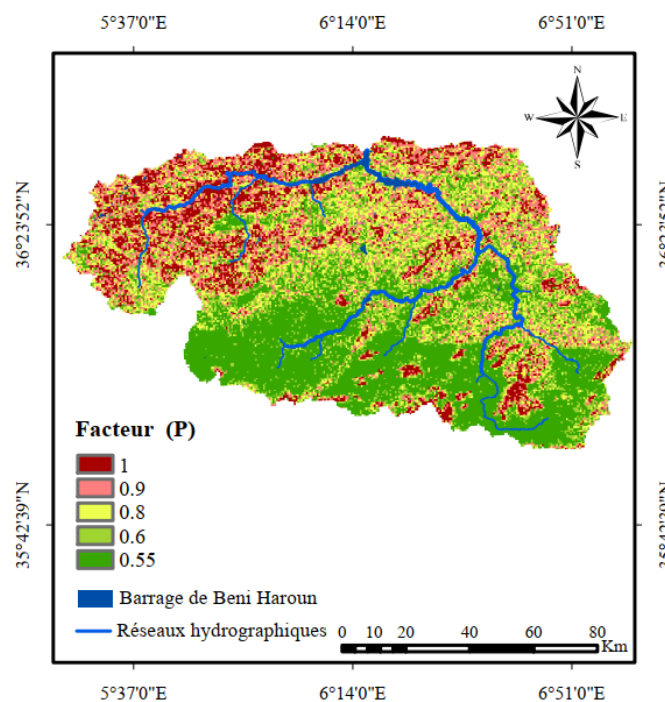


Figure IV.6. Facteur de pratique de conservation (P)

Le facteur P varie en fonction de la pratique agricole ou de contrôle de l'érosion adoptée et en fonction de la pente. Il est à noter que les valeurs du facteur P dans notre travail ont été déterminées en fonction de la pente. Les valeurs faibles, moyennes et élevées correspondent

aux zones de faible, moyenne et forte pente. Les valeurs du facteur P varient entre 0,55 et 0,6 pour les zones à faible pente, entre 0,7 et 0,9 pour les zones à pente moyenne et entre 0,9 et 1 pour les zones à forte pente. La valeur de P supérieure ou égale à 0,9 couvre 30,70% du bassin.

IV.2.2. The Erosion Potential Model (EPM)

La méthode de Gavrilović (EPM) pour estimer la perte moyenne de sol ($M^3 \text{ km}^{-2} \text{ an}^{-1}$), a été développée par Gavrilović dans les bassins versants de la rivière Morava en Serbie, développée en 1962 (Efthimiou et al., 2017). La méthodologie générale dépend de la production de six couches thématiques représentant des facteurs EPM, tels que les précipitations, températures, l'érodabilité des sols, la protection des sols (végétation), l'indicateur d'érosion existant et les pentes, selon l'équation suivante:

$$W = T \times H \times \pi \times \sqrt{Z^3} \quad (4.11)$$

Où W = Érosion annuelle moyenne des sols ($m^3.km^{-2}.an^{-1}$); T = le coefficient de température, calculé par (Eq. 4.12).

$$T = \sqrt{\frac{t_0}{10} + 0.1} \quad (4.12)$$

Où :

t_0 = la Température annuelle moyenne (C°); H = Pluviométrie annuelle moyenne ($mm.an^{-1}$); Z = Coefficient d'intensité de l'érosion.

Le coefficient d'érosion (Z) est calculé par (Eq. 4.13).

$$Z = Xa \times Y \times (\varphi + \sqrt{Ja}) \quad (4.13)$$

Où Y = Coefficient d'érodabilité du sol; Xa = Coefficient de protection du sol contre les influences liées aux phénomènes atmosphériques; φ = Indicateur d'érosion existant qui exprime le type d'évolution des processus d'érosion visible dans le bassin; Ja = Indice de pente (%).

Afin d'estimer les quantités sédimentaires totales érodés G ($t \text{ km}^{-2} \text{ an}^{-1}$) selon les étapes décrites dans l'organigramme montré ci-dessus (Figure IV.1), en utilisant la formule :

$$G = W * \rho \quad (4.14)$$

Où G est l'érosion annuelle moyenne du sol ($t \text{ km}^{-2} \text{ an}^{-1}$); et ρ est la densité ($t \text{ m}^{-3}$)

IV.2.2.1. Le coefficient de température (T)

En l'absence de données climatiques précises relatives à la température dans les stations pluviométriques du bassin versant du barrage de Beni Haroun, les images satellites ont été utilisées pour déterminer cet indicateur. La température de la région a été dérivée en convertissant les données de la gamme thermique du rayonnement spectral à la température de surface en utilisant les constantes thermiques du fichier de métadonnées (MLT), en utilisant Landsat 5 Thematic Mapper (TM) et Landsat 8 (OLI). Les valeurs du coefficient de température sont déterminées par l'équation (2), qui prend la température moyenne annuelle comme variable de base pour calculer le coefficient de température (T).

Dans cette phase d'étude, les bandes TIR ont été utilisées pour l'estimation de la température de luminosité (TB à partir de l'imagerie Landsat, où les bandes TIRS sont centrées sur (10,6-11,19 μm) et (11,50-12,51 μm), comme les bandes 10 et 11 pour Landsat 8 et la bande 6 (10,40-12,50 μm) pour Landsat 5, respectivement. La température de luminosité a été estimée selon l'équation de Plank en utilisant l'équation suivante (Zanter, 2016).

$$TB = \frac{k_2}{\ln\left(\frac{k_1}{L_\lambda} + 1\right)} - 273.15 \quad (4.15)$$

Où TB est la température de luminosité en degrés Celsius ($^{\circ}\text{C}$), K_1 ($\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$), K_2 (Kelvin) sont les constantes de calibration et L_λ est la radiance spectrale. Les valeurs de K_1 et K_2 pour Landsat TM, ETM+ et TIRS sont présentées dans le tableau IV.4.

Table IV.4. Constants thermique pour déférente bands satellites

Constante thermique	K_1 ($\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$)	K_2 (Kelvin)
Landsat 5 TM (Band 6)	607.76	1260.56
Landsat 7 ETM+ (Band 6)	666.09	1282.71
Landsat 8 TIRS (Band 10)	774.89	1321.08
Landsat 8 TIRS (Band 11)	480.89	1201.14

Pour calculer la température de luminosité à partir des bandes thermiques Landsat, nous devons d'abord convertir les valeurs DN de la bande thermique Landsat en radiance spectrale (Sekertekin and Bonafoni, 2020; Zareie et al., 2016). La Figure IV.7 montre la température annuelle moyenne ($^{\circ}\text{C}$) et le facteur de température (T) dans notre zone d'étude.

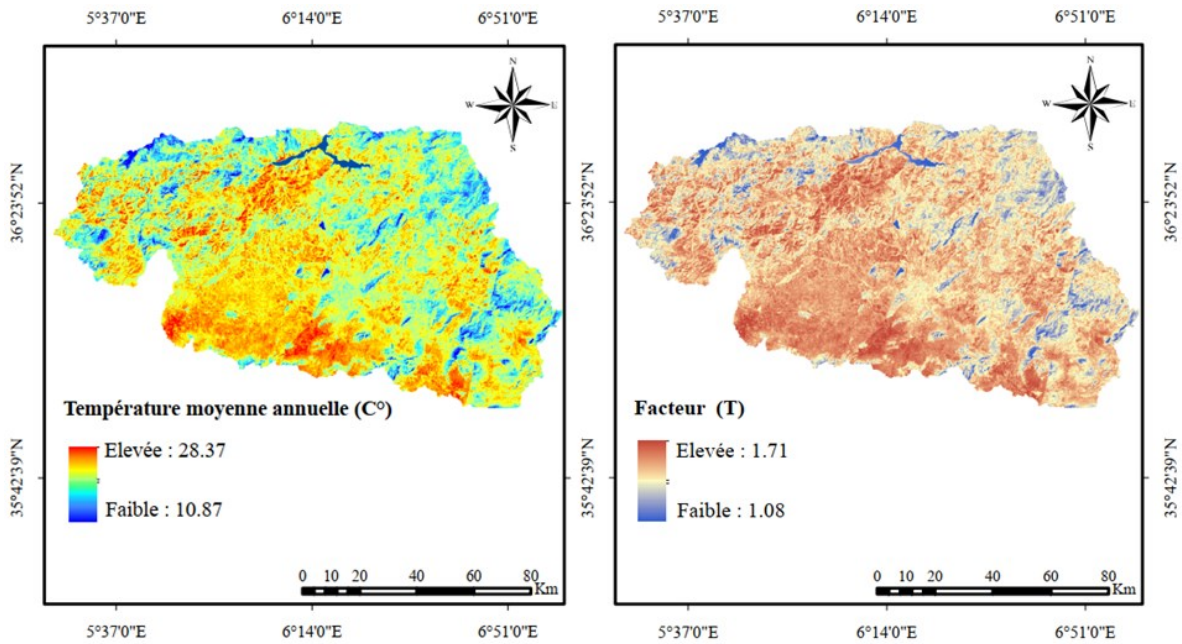


Figure IV.7. Température moyenne annuelle (°C), facteurs de température moyenne annuelle

Les résultats finaux des températures moyennes calculées selon l'équation (4.5), ont montré que les valeurs du coefficient de température dans le bassin varient entre 1,089 et 1,71, où les valeurs les plus élevées sont réparties dans les régions du sud contrairement aux régions du nord du bassin.

IV.2.2.2. Indicateur d'érosion existant (ϕ)

Le coefficient ϕ représente le degré des processus d'érosion exprimés dans le bassin, sa valeur étant comprise entre 0,1 et 1 (AbdulWahab, 2019; Gavrilovic, 1988). Les données d'estimation de l'indicateur d'érosion existant (facteur ϕ) ont été obtenues à l'aide d'images satellites (Landsat 5 et 8), sur la base du fichier MLT disponible dans tous les packages d'images satellites Landsat, ce qui donne des informations d'image précises selon la méthodologie Zorn & Komac (2008) (Ahmed et al., 2019; Chaaouan et al., 2013). L'indicateur d'érosion existant (ϕ) est obtenu selon l'équation suivante :

$$\phi = \sqrt{\frac{TM3}{Q_{max}}} \quad \text{and} \quad \phi = \sqrt{\frac{TM4}{Q_{max}}} \tag{4.16}$$

Où TM3 est la bande 3 et Q_{max} est le maximum radiance de la bande 3 pour Landsat 5, TM4 est la bande 4 et Q_{max} est le maximum de radiance de la bande 4 pour Landsat 8.

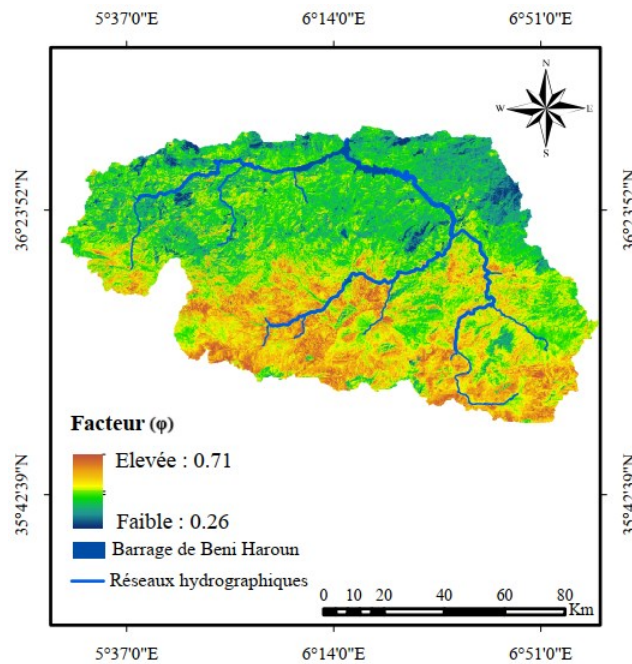


Figure IV.8. La carte de l'indicateur d'érosion existant (ϕ)

IV.2.2.3. Indice de pente moyen (Ja %)

La pente joue un rôle important dans l'augmentation de la sensibilité du sol sous l'influence des précipitations. la vitesse d'écoulement augmente avec la pente croissante, ce qui affecte l'augmentation de la production et du transport des sédiments vers le bassin versant (Roose, 1994; Zahnoun et al., 2019). Le coefficient de pente a été extrait du modèle numérique de terrain. Les pentes ont été reclassées en cinq catégories allant de 0-10 à 40 % illustrées à la figure IV.9 et au tableau IV.5.

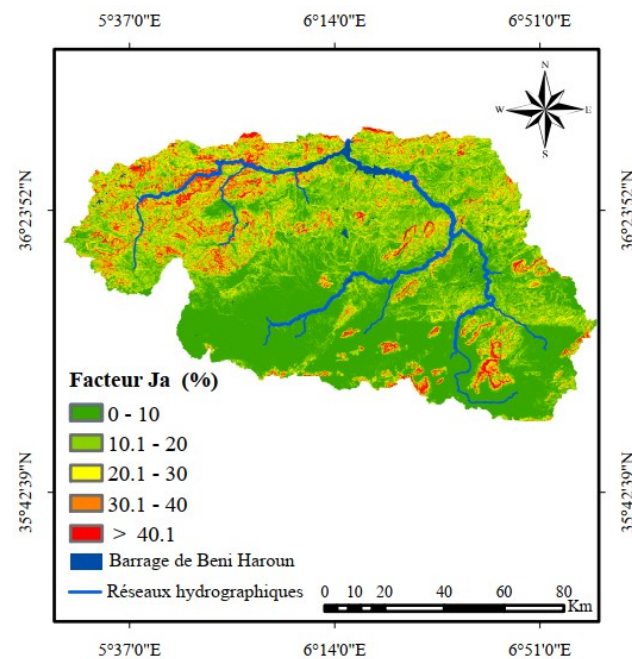


Figure IV.9. Carte des coefficients des pentes moyennes (J_a)

La répartition des classes de pente montre que celles en général très faibles à modérées (<30%) sont dominantes, elles représentent plus de 89,91% occupant 6756,24 km² de la superficie totale. Les pentes fortes à très fortes représentent un pourcentage de 10,07% pour les classes supérieures (>30%) et ce sont concentrées dans les parties nord et est.

Tableau IV.5. Coefficient des pentes moyennes (Dragičević et al., 2016)

Classes de (Ja)	Surface (km ²)	Surface (%)
Très faible (< 10 %)	3405.68	45.32
Faible (10 % - 20 %)	2232.31	29.71
Modéré (20 % - 30 %)	1118.25	14.88
Élevé (30 % - 40 %)	455.92	6.06
Très élevé (> 40%)	301.01	4.01

IV.3. Résultats et discussion

IV.3.1. Estimation des pertes en sol selon le modèle RUSLE et EPM

La combinaison des différents facteurs qui composent les équations RUSLE et EPM ont produit les cartes finales des pertes moyennes de sol par érosion hydrique. RUSLE a estimé la moyenne annuelle de l'érosion du sol à 17,5 (t ha⁻¹ an⁻¹), tandis que l'EPM a également estimé une moyenne annuelle à 18,24 (t ha⁻¹ an⁻¹) respectivement (Figure IV.10). Pour comparer les résultats finaux obtenus dans cette étude, nous avons classé la gravité de la perte de sol (Tableau IV.6) en cinq catégories (Al Karkouri, 2003; Zahnoun et al., 2019).

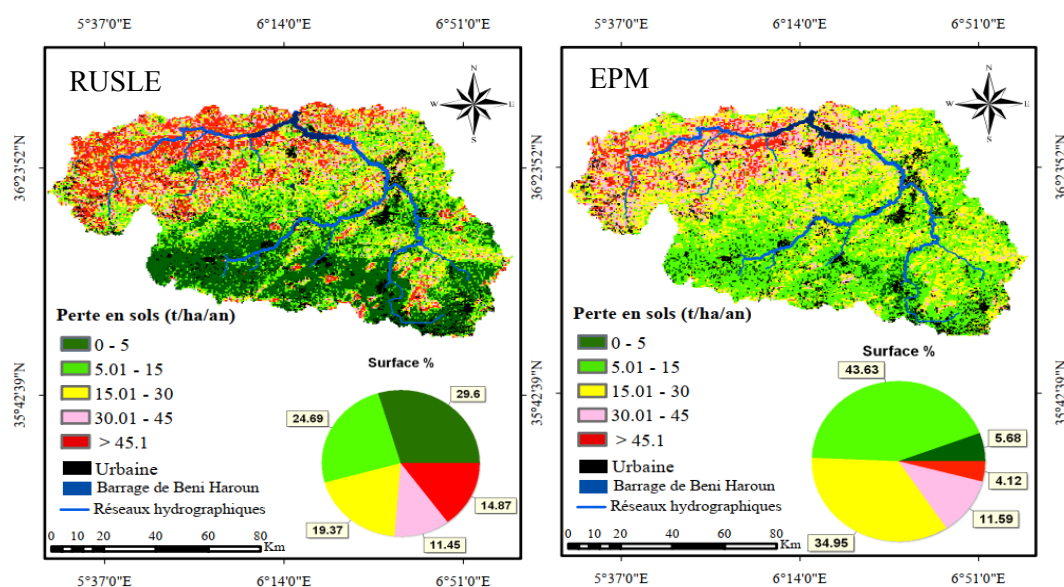


Figure IV.10. Cartes annuelles de répartition des pertes en sol (RUSLE et EPM)

Tableau IV.6. Perte annuelle de sol dans le bassin versant de Beni Haroun (*RUSLE* et *EPM*)

Perte de sol annuelle	Classes (t ha ⁻¹ an ⁻¹)	Surface % <i>RUSLE</i>	Surface % <i>EPM</i>
Très faible érosion	< 5	29.60	5.68
Faible érosion	5 – 15	24.69	43.63
Érosion modérée	15 – 30	19.37	34.95
Forte érosion	30 – 45	11.45	11.59
Très forte érosion	> 45	14.87	4.12

À travers les résultats présentés dans le tableau V.6 et la figure IV.11, on peut remarquer l'existence d'une différence remarquable dans l'estimation de l'intensité du perte moyenne en sol à l'échelle du bassin d'étude. Premièrement, *RUSLE* a enregistré 29,60 % de la surface totale représenté dans la catégorie d'érosion très faible, viennent ensuite la catégorie à faible érosion couvrant 24,69 % de la surface totale. Alors que la catégorie d'érosion modérée a enregistré 19,37%, suivie par la catégorie très forte érosion couvrant 14,87% et enfin la catégorie fort érosion avec 11,45% de la surface totale. Deuxièmement, le modèle *EPM* a enregistré des résultats différents en termes de distribution spatiale de l'intensité de l'érosion, où la catégorie de faible érosion et d'érosion modérée a enregistré les pourcentages les plus élevés estimés à 43,63 % et 34,95 %, respectivement, suivis par la catégorie forte érosion (11,59 %), très faible érosion (5,68%) et très forte érosion (4,12%).

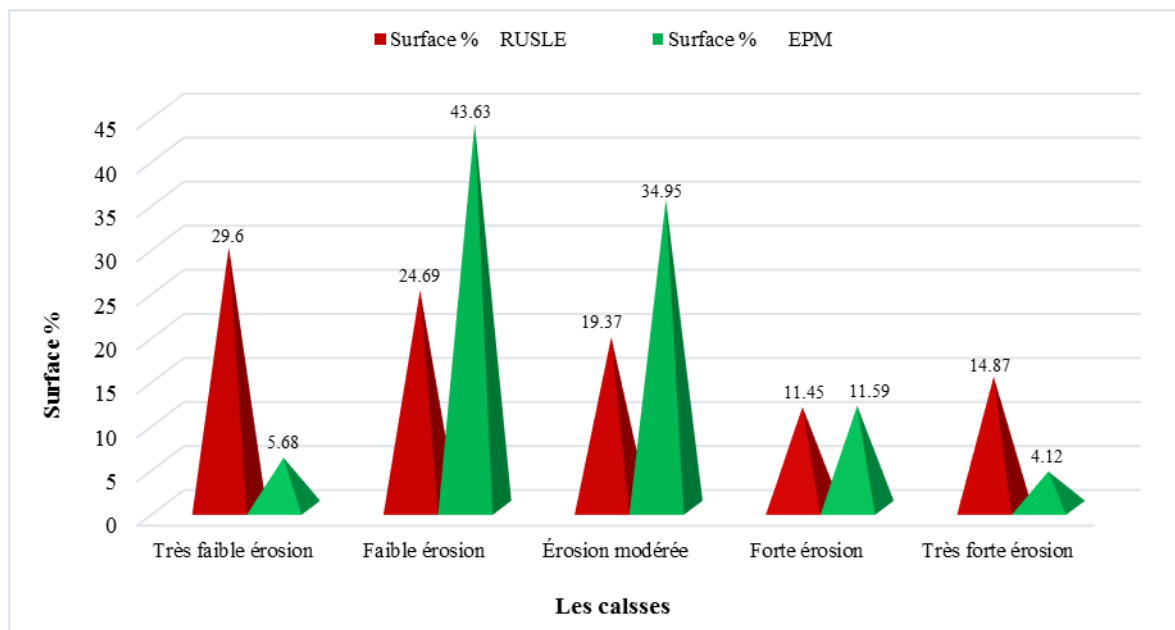


Figure IV.11. Classes de perte en sol du bassin versant de Beni Haroun

IV.3.2. Perte de sol par classes d'occupation du sol

Afin de comprendre la relation entre le taux d'érosion du sol et l'occupation du sol pour les méthodes appliquées *RUSLE* et *EPM*. Les tableaux IV.6 et IV.7 représentent les pourcentages de surface sous diverses classes d'érosion des sols et types d'occupation du sol, où la superficie estimée selon divers classe d'occupation du sol montre que la classe de terres cultivées et la classe de végétation faible représentant d'environ 70 % de la superficie totale. De plus, la superficie couverte par les terres nues présente une proportion notable estimée à environ (20%) de la superficie totale. Alors que les terres forestières, la zone urbaine et la surface de l'eau ne représentent pas une proportion majeure de la superficie totale. À partir de l'examen des tableaux IV.7 et IV.8, il a été confirmé que les pertes par érosion ont été trouvées principalement dans les terres agricoles (AGR) et la classe de végétation faible (LVGT) suivie de la classe de sol nu.

Tableau IV.7. Pourcentage de surface sous différentes classes d'érosion du sol et types d'occupation du sol (*RUSLE*)

Perte de sol annuelle	Classes (t ha ⁻¹ y ⁻¹)	Surface (%) <i>RUSLE</i>					
		WATR	FRST	URB	AGR	LVGT	BARS
Très faible	< 5	0.08	0.85	1.53	7.23	13.40	5.89
Faible	5 – 15	0.14	1.54	0.93	8.62	8.59	4.98
Modérée	15 – 30	0.10	1.83	0.46	8.37	5.15	3.62
Forte	30 – 45	0.03	1.03	0.16	5.23	2.89	2.87
Très forte	> 45	0.12	1.75	0.36	5.81	3.71	2.60

Tableau IV.8. Pourcentage de surface sous différentes classes d'érosion du sol et types d'occupation du sol (*EPM*)

Perte de sol annuelle	Classes (t ha ⁻¹ y ⁻¹)	Surface (%) <i>EPM</i>					
		WATR	FRST	URB	AGR	LVGT	BARS
Très faible	< 5	0.02	0.35	0.20	1.85	2.17	2.79
Faible	5 – 15	0.17	3.16	1.72	13.25	16.32	6.60
Modérée	15 – 30	0.19	2.54	0.98	13.94	10.44	5.33
Forte	30 – 45	0.07	0.69	0.27	4.76	3.37	3.81
Très forte	> 45	0.04	0.26	0.11	1.48	1.36	1.64

WATR = Eau, **FRST** = Forêt, **URB** = urbain, **AGR** = Agriculture, **LVGT** = Végétation faible, **BARS** = Sol nu.

IV.3.3. Autocorrélation spatiale du taux de perte de sol

Parmi les différentes méthodes statistiques spatiales existantes, L'analyse d'autocorrélation spatiale a été utilisée pour caractériser le degré d'associations spatiales pour les modèles *RUSLE* et *EPM*. L'autocorrélation spatiale a été testée à l'aide de l'ensemble d'outils de statistiques spatiales dans ArcGIS ; les résultats de l'analyse dans le rapport inclue, l'indice de Moran, les scores z et les valeurs p. L'indice de Moran examine si une corrélation spatiale existe ou non sur une région entière, le score z résultant (écart type) nous indique où les entités avec des valeurs élevées ou faibles se regroupent dans l'espace, tandis que les valeurs P incluent des estimations numériques de la zone sous la courbe, étant donnée une distribution connue (Alitane et al., 2022; Huo, Li, Sun, Zhou, & Li, 2012). Selon les résultats présentés dans le tableau 10 et la figure IV.12, la valeur de l'indice I de Moran pour les modèles *RUSLE* et *EPM* était de 0.25 et 0.56 respectivement. Selon ces résultats, les deux modèles présentent une corrélation positive à une distribution spatiale. La valeur de p est de 0.000 (elle est inférieure à 0.01), ce qui indique que la probabilité de distribution aléatoire est inférieure à 1 %. De plus, le score z est supérieur à 2.58, ce qui démontre que la tendance d'agrégation spatiale de la perte d'érosion à la distribution mondiale est significative.

Tableau IV.9. Résultat de l'indice I de Moran

Moran I	RUSLE	EPM
Index de Moran	0.25	0.56
Variance	0.000	0.000
z-score	172.78	373.99
p-value	0.000	0.000

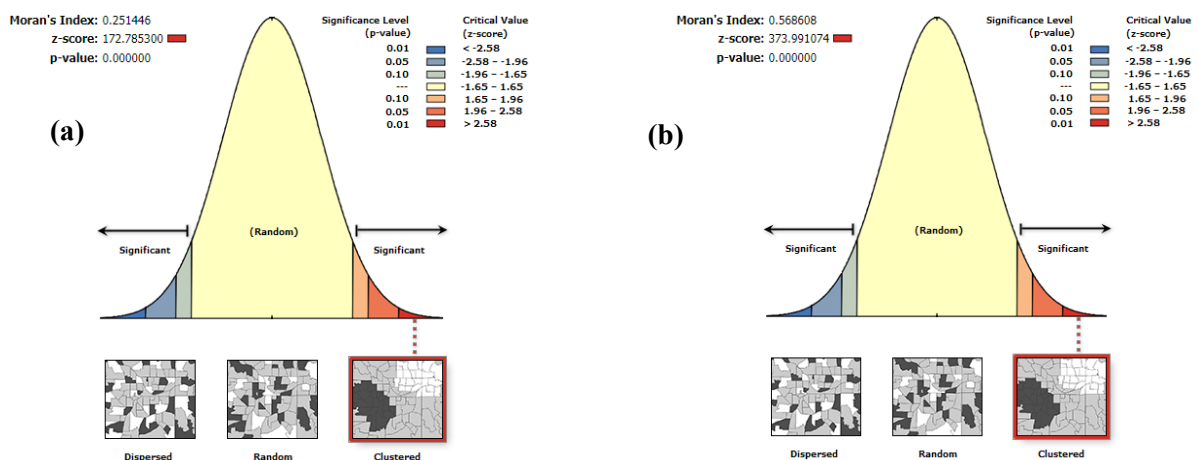


Figure IV.12. Résultat de l'indice I de Moran pour les modèles *RUSLE* et *EPM*

IV.3.4. Validation et comparaison les résultats avec les levés bathymétriques et topographiques

L'érosion des sols est un problème grave qui menace les terres agricoles et réduit le stockage de l'eau dans le bassin versant du barrage de Beni Haroun. La méthodologie appliquée dans cette étude a montré une forte capacité à estimer les pertes en sol et à identifier les zones critiques dans le bassin versant du barrage de Beni Haroun. Cette partie est une tentative de valider les rendements en sédiments obtenus par l'équation universelle révisée de la perte de sol par rapport aux rendements en sédiments mesurés par le levé bathymétrique. Selon le dernier levé bathymétrique réalisé par le Laboratoire d'Etudes Marines (LEM) du 22 juillet au 23 septembre 2013 (ANBT 2014), les mesures indiquent que le volume d'envasement annuel du barrage de Beni Haroun est estimé à 83 hm³ durant une période de 10 ans (Figure IV.13), ce qui correspond à 7.82% de sa capacité initiale, sachant que la surface drainée est de l'ordre de 7472 km². Si une densité de 1.4 (t m⁻³) de boues décantées, le taux moyen d'érosion est alors de 15.55 (t ha⁻¹ an⁻¹). La figure IV.13 montre que la capacité de stockage du barrage était de 963 hm³ à une hauteur de 200 mètres en 2003. Le volume d'eau dans le barrage est diminué de 963 hm³ à 880 hm³ en 2013, ceci peut être expliqué par la dégradation du sol dans le bassin versant et l'apport de sédiments provenant des cours d'eau.

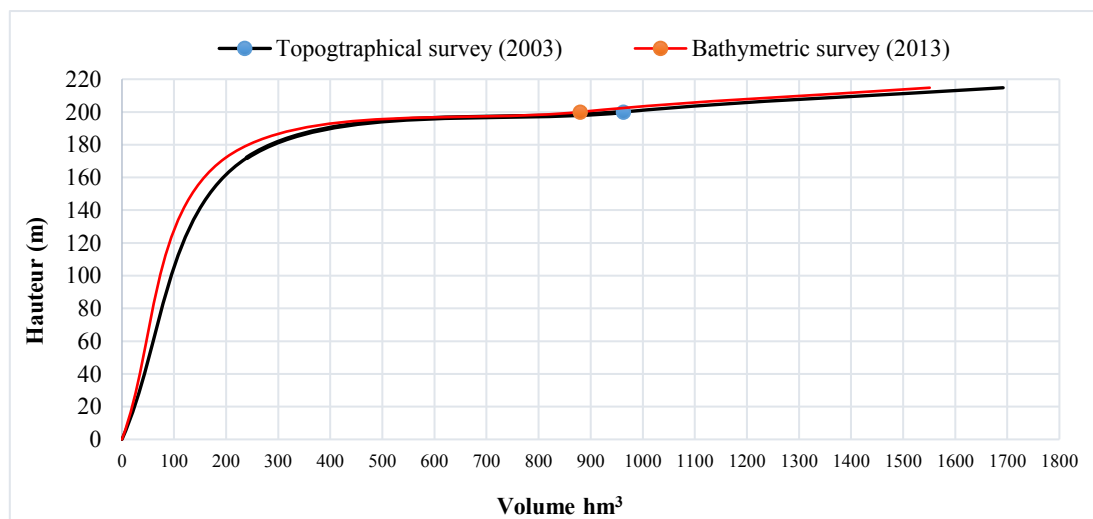


Figure IV.13. Courbe Capacité-hauteur du barrage de Beni Haroun

Les levés bathymétriques permettent d'obtenir des informations détaillées sur la topographie du fond du barrage, y compris les variations de profondeur et les caractéristiques géomorphologiques. La figure IV.14 montre les levés bathymétriques pour les années 2003 et 2013, les données topographiques du barrage Beni Haroun ont été prises en 2003 lorsque le

niveau d'eau était au plus bas, pour un ensemble de 17255 points définissant les caractéristiques du terrain extrait à l'aide de Google Earth (Figure IV.14(a)).

Les mesures topographiques du barrage de Beni Haroun ont été réalisées par le Laboratoire d'Etudes Maritimes (L.E.M) du 22 juillet au 23 septembre 2013 (ANBT). Les mesures topographiques ont été effectuées sur un total de 180788 points qui définissent les caractéristiques bathymétriques. Les données ont été analysées selon la méthode IDW dans l'environnement ArcMap pour obtenir une mappe du modèle numérique bathymétrique (Figure IV.14(b)). Le modèle numérique bathymétrique permettant de spatialiser la différence de profondeur dans le barrage pour la période 2003-2013 (Figure IV.14). Ces résultats indiquent que la profondeur de l'eau est diminuée durant une période de 10 ans de 113,8 m à 133 m.

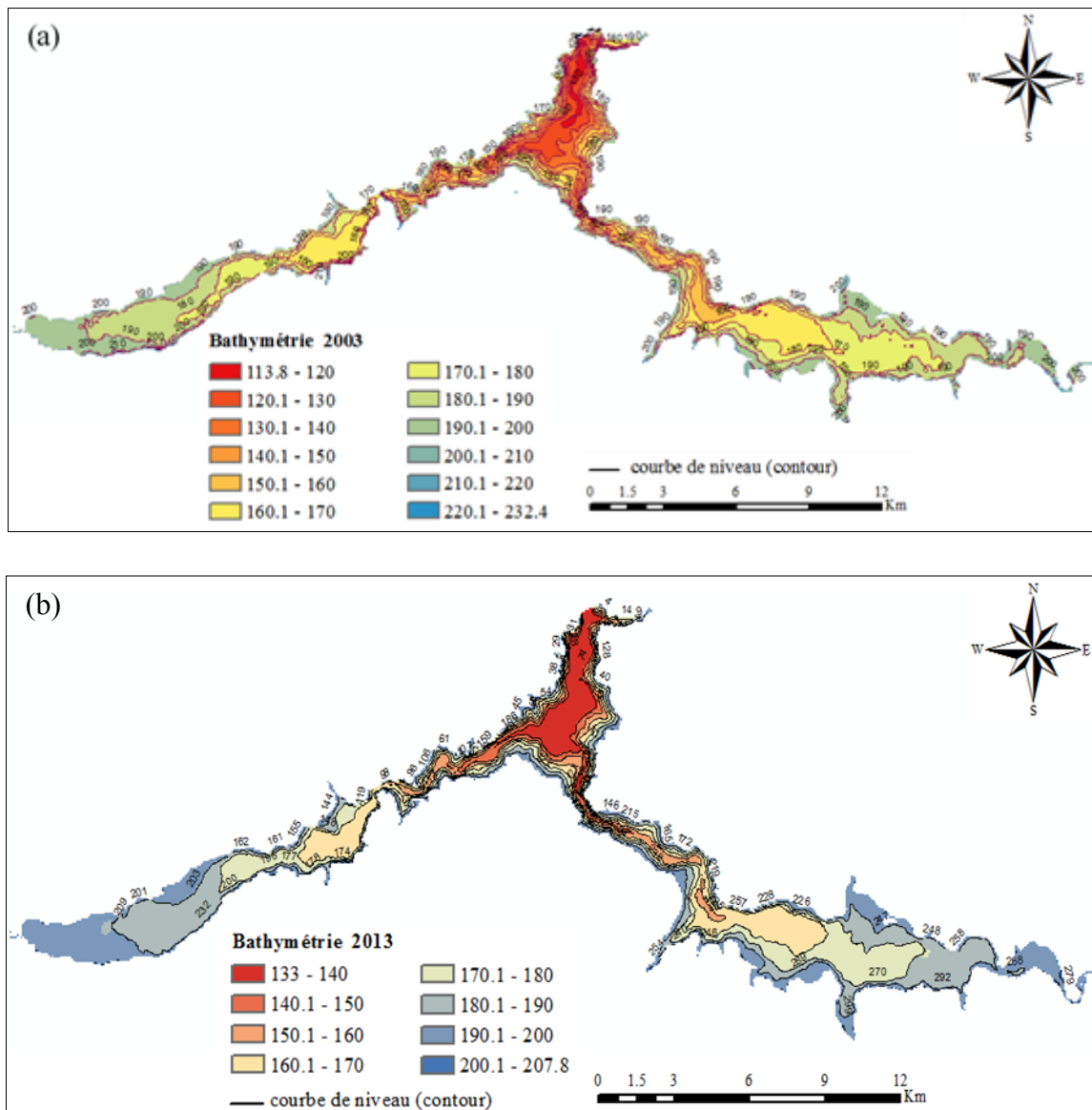


Figure IV.14. Comparaison entre la bathymétrie 2003 et 2013 du barrage de Beni Haroun

Afin de comparer les données de niveau d'eau pour le barrage de Beni Haroun, deux cartes bathymétriques ont été produites à partir des données de 2003 et 2013. Les résultats montrent que les profondeurs les plus bas et les plus hautes étaient respectivement de (0 m et 86.16 m) en 2003 et de (0 m et 67 m) en 2013. La carte bathymétrique (Figure IV.15a) a montré que la profondeur maximale du barrage de Beni Haroun était de 86.16 m dans le levé topographique (2003) et de 67 m dans le levé bathymétrique (2013) (Figure IV.15b). La profondeur du barrage maximale occupée par les sédiments est de l'ordre de 19.2m (environ de 22.22%) de la hauteur totale du barrage.

Selon les résultats obtenus et durant la période de 10 ans, la capacité de stockage de la retenue du barrage de Beni Haroun a diminué de 7,82% de sa capacité initiale et une diminution de profondeur d'eau maximal de 22,22%. Cette diminution de capacité de stockage s'explique par le flux de sédiments importants résultant de l'érosion des sols de son bassin versant.

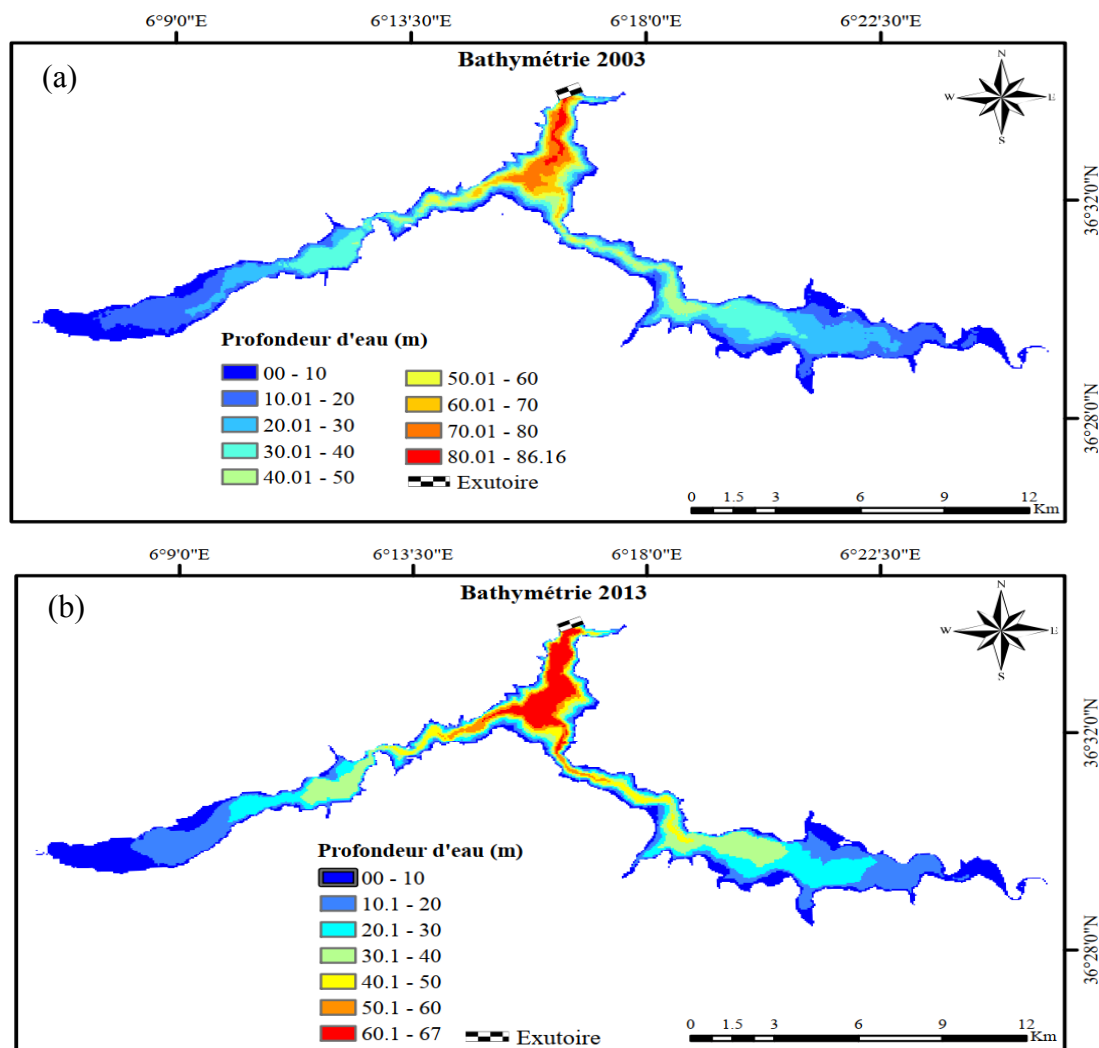


Figure IV.15. Les changements des profondeurs d'eau dans le barrage de Beni Haroun

Afin de connaître la variation de la profondeur d'eau près du corps du barrage, une comparaison a été faite entre le point A et le point B (5000 m) comme il est mentionné dans la figure (IV.16). La section a été prélevée dans la zone du barrage tous les 5 m. L'analyse de la section (A-B) montre que la profondeur d'eau variée entre 70m a 88 pour une distance de 4000m en 2003, par contre en 2013 (Figure IV.17). La profondeur d'eau maximale en 2003 et de 88m diminué à 68m en 2013 à cause de l'entrée des transports solide dans le barrage.

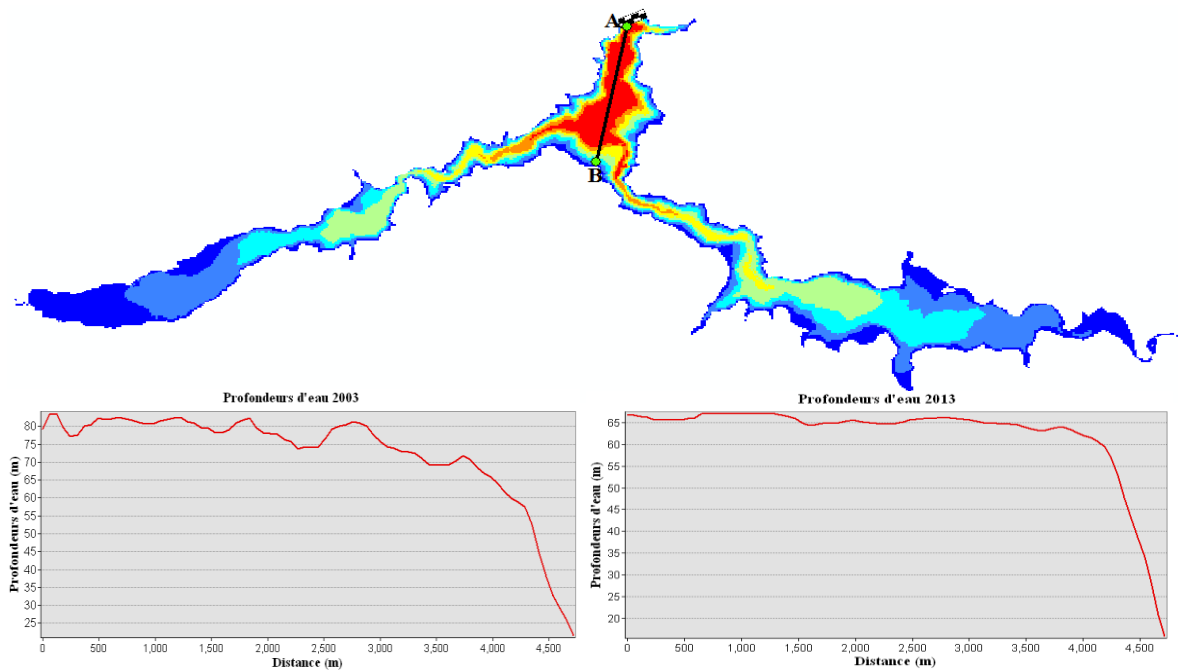


Figure V.16. Changements des profondeurs d'eau dans le barrage de Beni Haroun

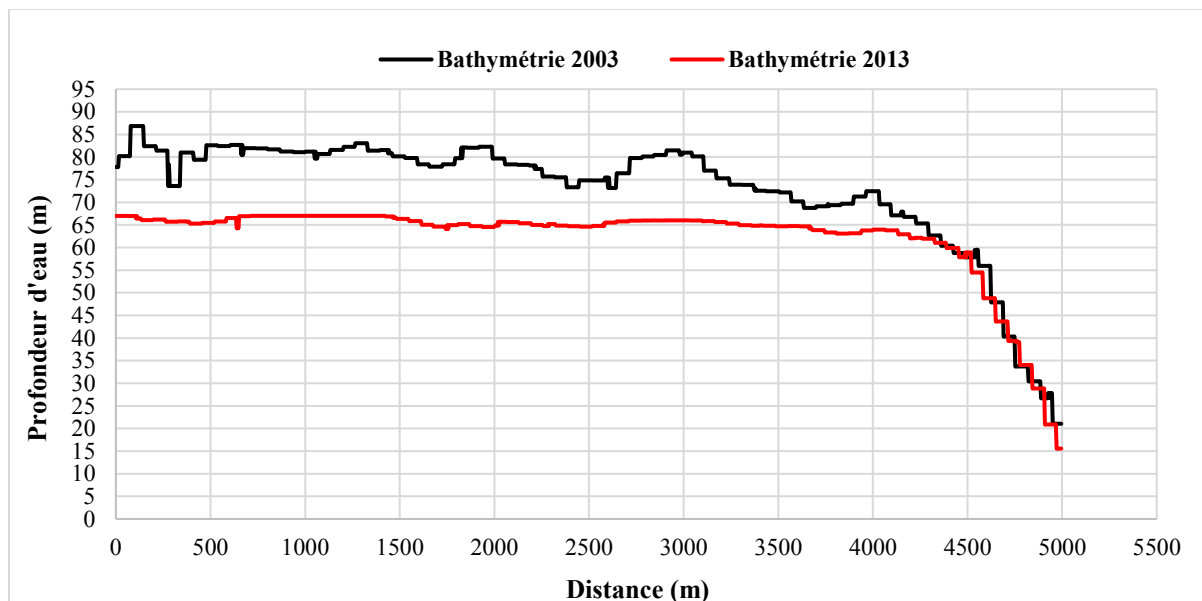


Figure IV.17. Changements des profondeurs d'eau dans le barrage de Beni Haroun

L'écoulement des sédiments entraîne une diminution de la profondeur de l'eau, c'est-à-dire une réduction de la capacité de stockage du barrage de Beni Haroun, a été baissée pendant une période de 10 ans (2003/2013) de 963 Mm³ à 880 Mm³, ce qui correspond à une diminution annuelle de 8,3 Mm³.

Les contributions élaborées nous permettent une compréhension plus complète de la dégradation des sols dans le bassin versant du barrage de Beni Haroun et les résultats obtenus pourraient être une référence cruciale dans les études d'érosion des sols et pourraient également servir de précieux conseils pour les stratégies de gestion des bassins versants de Beni Haroun.

Conclusion

Ce chapitre vise à évaluer les performances de deux modèles empiriques d'érosion des sols *RUSLE* et *EPM*, basés sur l'utilisation du SIG et de la télédétection à travers l'exploitation des données open source et gratuites, afin d'estimer l'érosion des sols et d'étudier sa distribution spatiale. Une analyse quantitative combinée pour évaluer et comprendre les performances des modèles et une interprétation des résultats a été réalisée.

Le modèle *RUSLE* a enregistré les valeurs les plus élevées de perte de sol dans les zones montagneuses de hautes altitudes affectées par le facteur de pente, où il existe un accord étroit entre le degré de risque d'érosion du sol et la pente de la zone. *RUSLE* cible la catégorie de faible couvert végétal (<5 t ha⁻¹ an⁻¹), où il couvre la plus grande surface de 13,4 % sous l'influence d'une très faible érosion. Tandis que *EPM* cible la catégorie de faible couvert végétal et la classe d'agriculture avec une superficie estimée à 16,32% pour la classe de faible érosion et 13,94% pour la classe d'érosion modérée.

Cette étude a indiqué que, dans cette période de 10 ans, la capacité de stockage du barrage de Beni Haroun a diminué de 7,82% de sa capacité initiale et de 22,22% de sa profondeur d'eau maximal.

En général, les deux approches ont assez bien simulé le phénomène, tout en montrant une précision acceptable et une identification des zones les plus vulnérables à l'érosion. Les résultats obtenus sont proches de ceux estimés dans le barrage de Beni Haroun par une étude bathymétrique (2013). Ces modèles, de natures peu compliquées et ne nécessitent pas de données volumineuses, permettent de donner une image générale des zones soumises à une forte érosion et d'estimer les pertes annuelles moyennes de sols par érosion hydrique dans le bassin.

CHAPITRE V

**MODELISATION QL-QS PAR L'INTELLIGENCE
ARTIFICIEL**

Introduction

Les barrages jouent un rôle important dans l'approvisionnement en eau, l'irrigation, l'utilisation résidentielle, le contrôle des inondations et l'hydroélectricité (Golabi and Radmanesh, 2020; Pradhan and Srinivasan, 2022). Cependant, ils sont incapables de remplir les fonctions auxquelles ils sont destinés en raison d'un problème de sédimentation. Le transport de sédiments dans les rivières est un phénomène naturel non linéaire, qui peut nuire à l'environnement et aux structures hydrauliques et qui est l'une des principales raisons de l'envasement des barrages (Ahn and Steinschneider, 2019; Baniya et al., 2019).

Dans cette étude, le bassin versant de Beni Haroun est au centre de l'attention, d'autant plus qu'il contient le plus grand barrage d'Algérie. Le transport sédimentaire est un phénomène non linéaire et complexe, il est plus actif pendant les périodes de crues, ce qui provoque une quantité plus importante de sédiments, et il est très varié dans l'espace et dans le temps. Les paramètres géologiques, hydrologiques et morphologiques d'un bassin versant ont des implications substantielles sur l'activité sédimentaire à l'intérieur d'une rivière (Khan et al., 2019).

Les modèles d'apprentissage automatique (ML), tels que la régression logistique (LR), les machines à vecteurs de support (SVM) et les réseaux de neurones artificiels (RNA), sont de plus en plus utilisés dans les disciplines de gestion des terres et de l'eau, en raison de leurs hautes performances, de leur précision et de leur capacité prédictive (HAFIED et al., 2019; TAMRABET et al., 2019; Zeyneb et al., 2022; Fleming and Goodbody, 2019; Jimeno-Sáez et al., 2022). Les algorithmes ML ont été appliqués à la cartographie de la sensibilité aux inondations, à la modélisation des précipitations et du ruissellement, à la prévision de l'afflux des réservoirs, à la prévision du débit des cours d'eau, à l'estimation des sédiments en suspension (Arabameri et al., 2022; Hasanuzzaman et al., 2022; Mantey et al., 2022). Algorithmes basés sur Bayes, tels que la régression logistique bayésienne (BLR) et les algorithmes d'arbre de décision, tels que la forêt aléatoire (RF), l'arbre de décision alterné (ADT), les arbres de modèles logistiques (LMT), l'arbre de Bayes naïf (NBT), l'élagage à erreur réduite (REPTree) et les arbres de classification et de régression (CARTs), ont été appliqués dans le domaine des ressources en eau et en particulier dans la cartographie de la susceptibilité aux inondations (Choubin et al., 2019). Plusieurs chercheurs ont développé un algorithme d'arbre de décision hybride pour la prédiction du taux de transport des sédiments charriés et prédit la concentration de fluorure dans les eaux souterraines (Khosravi et al., 2020), prédiction de l'indice de qualité

de l'eau (WQI) à l'aide de l'algorithme d'agrégation bootstrap (BA), sélection de paramètres CV (CVPS) et classification filtrée dénombrable (RFC) (Bui et al., 2020). En plus de développer des modèles de classificateur sélectionné par attribut (M5P), M5Rule (M5R) et KStar (KS) pour la prévision de la charge de sédiments en suspension à la station météorologique (Abda et al., 2021). Cependant, l'application de différents algorithmes ML basés sur des arbres de décision en tant qu'algorithmes puissants et robustes pour prédire les fluctuations quotidiennes du niveau d'eau est encore limitée dans la littérature et rarement appliquée pour prédire les niveaux d'eau quotidiens dans les lacs de montagne.

Dans ce chapitre, des approches d'intelligence artificielle en particulier la forêt aléatoire (RF), l'arbre aléatoire (RT), le comité aléatoire (RC) et l'algorithme K Star, dans la simulation de la charge de sédiments en suspension (Q_s) été utilisées. Nous avons utilisé le débit liquide, débit solide et les concentrations de sédiments en suspension (C) enregistrées dans les stations de jaugeage de Tassadane, Grarem et Athmania pendant les périodes journalières, avec différentes combinaisons d'entrée ont été effectuées à un pas de temps différent $Q_l(t)$, $Q_l(t-1)$, $Q_l(t-2)$, $Q_l(t-3)$ pour prédire les charges sédimentaires dans le bassin versant de Beni Haroun. La fiabilité de ces modèles est effectuée à l'aide de différents indices quantitatifs, tels que l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le coefficient de détermination (R^2) et le coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE).

V.1. Méthodologie et méthodes utilisées

L'un des défis de la modélisation des processus hydrologiques non linéaires consiste à choisir les variables les plus importantes parmi toutes les variables d'entrée possibles. Dans ce contexte, la sélection des entrées est essentielle pour les systèmes d'apprentissage pour augmenter la fiabilité des modèles, en particulier pendant le processus d'identification, lorsque l'ensemble de données est volumineux et que le nombre de variables est important (Bahrami and Wigand, 2018).

Pour une bonne estimation du sédiment en suspension Q_s , plusieurs paramètres doivent être utilisés. Dans cette étude, un grand manque d'informations et de données nécessaires a été rencontré. Cependant, il était possible d'utiliser les données de débit liquide et de débit solide. Les débits liquides (Q_l) et les concentrations en sédiments en suspension (C) ont été enregistrés dans les stations de jaugeage de Tassadane, Grarem et Athmania dans le bassin versant de Beni Haroun. Ces données mesurées sont fournies par l'Agence Nationale des Ressources Hydrauliques. La figure V.1 montre la répartition de ces stations hydrométriques dans le bassin d'étude.

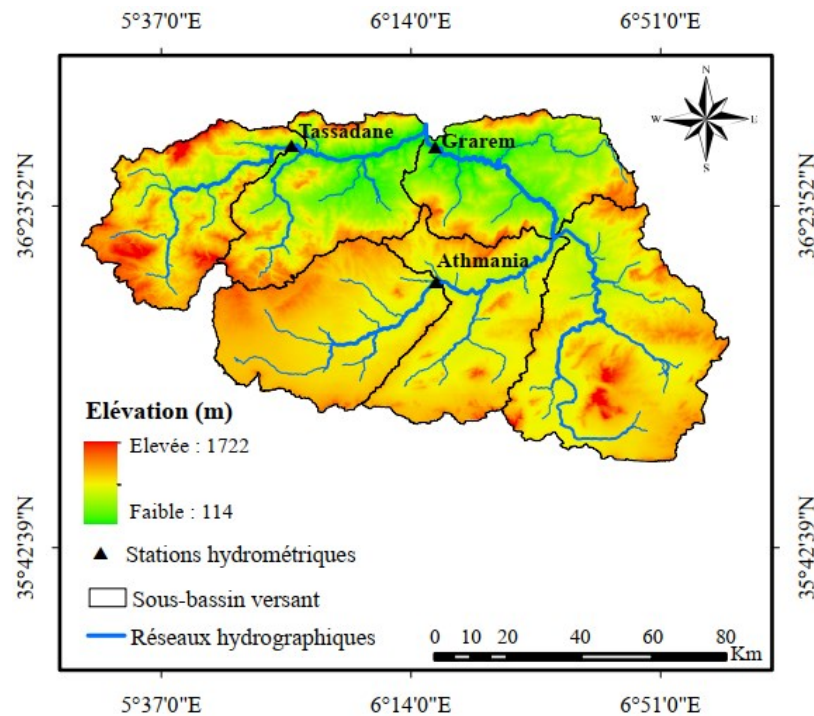


Figure V.1. Situation géographique et location des stations hydrométriques étudiées

Les données de débit pendant les périodes de 1987 à 1997 pour la station Tassadane, 1977 à 1986 pour la station Grarem et 1978 à 1984 pour la station Athmania (ANRH) ont été utilisées pour appliquer l'ensemble des modèles dans le bassin versant de Beni Haroun.

Différentes combinaisons d'entrée ont été effectuées pour prédire les charges sédimentaires dans les trois stations hydrométriques. Pour l'ensemble des cas, nous avons pris des couples de débit liquide à un pas de temps différent $Q_l(t)$, $Q_l(t-1)$, $Q_l(t-2)$, $Q_l(t-3)$, comme données d'entrée et les sorties des modèles sont les débits solides (Q_s). lors de modélisation, 70 % de l'ensemble de données ont été utilisées pour l'apprentissage et 30 % pour les tests, est le ratio le plus couramment utilisé universellement (Taheri et al., 2019). Le tableau V.1 et la figure V.2 montrent la méthodologie appliquée et les différentes combinaisons adoptées dans cette étude.

Tableau V.1. Combinaisons des facteurs d'entrée proposés

Entrée	Nombre d'entrées	Sortie
Q_l	I	Q_s
$Q_l; Q_{l(t-1)}$	II	Q_s
$Q_l; Q_{l(t-1)}; Q_{l(t-2)}$	III	Q_s
$Q_l; Q_{l(t-1)}; Q_{l(t-2)}; Q_{l(t-3)}$	IV	Q_s

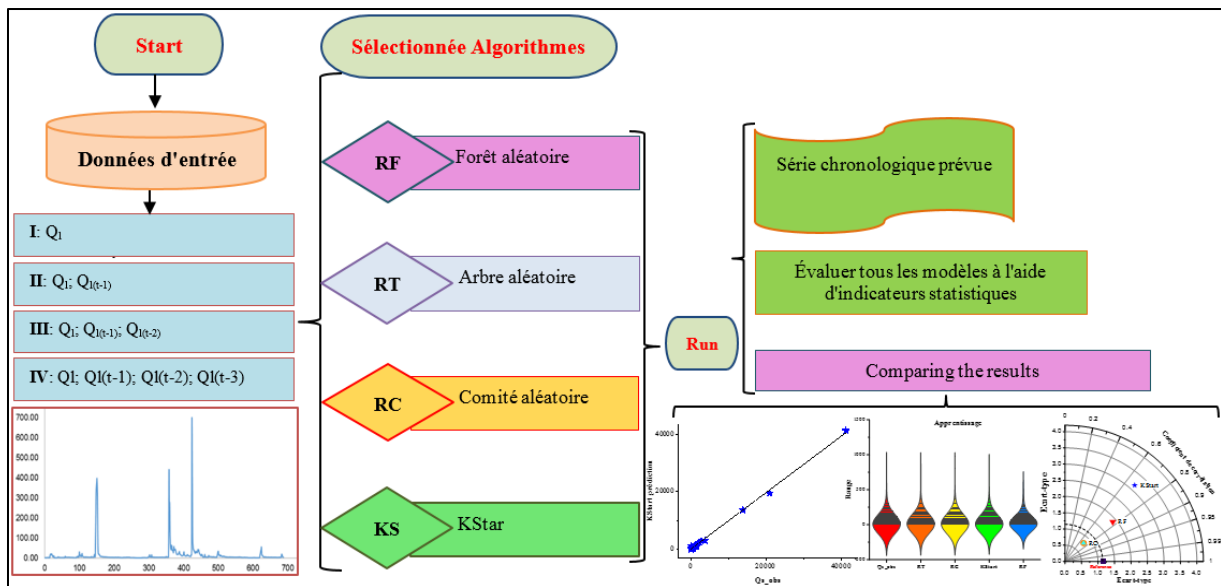


Figure V.2. Organigramme de la méthodologie

V.2. Contexte de la théorie des modèles

V.2.1. KStar

Ce modèle de base d'instance, classe une instance en le comparant à un ensemble de données échantillon pré-classifié. Des exemples similaires conduisent à des classifications similaires et c'est l'hypothèse principale du modèle Kstar. Les éléments associés d'un stagiaire basé sur une instance sont la fonction de distance qui définit la similarité de deux exemples et la fonction de classification qui détermine comment des exemples similaires donnent au nouvel exemple une classification ultime (Cleary et Trigg, 1995). La méthode Kstar utilise des mesures entropiques liées à la probabilité de transformer un échantillon en un autre en sélectionnant au hasard entre toutes les transformations possibles.

La transformation d'un exemple en un autre est obtenue en faisant correspondre une instance à une autre en déterminant un ensemble fini de transformations, puis une instance (m) est convertie en une séquence finie de transformations (n) commençant à (a) et se terminant à (b).

La principale différence de KStar par rapport à d'autres algorithmes est l'utilisation du concept d'entropie pour définir sa métrique de distance, qui est calculée au moyen de la complexité de transformation d'une instance en une autre; ainsi, il est pris en compte la probabilité que cette transformation se produise de manière « aléatoire ». La classification avec KStar est faite en additionnant les probabilités de la nouvelle instance à tous les membres d'une catégorie. Cela doit être fait avec le reste des catégories, pour finalement sélectionner celle avec la probabilité la plus élevée (Ravikumar et al., 2019).

V.2.2. Modèle de comité aléatoire (RC)

L'approche comité aléatoire (RC) produit un ensemble de classificateurs principaux (arbres aléatoires) et crée leur estimation en combinant des prédictions de probabilité. Chaque classificateur principal est basé sur des données similaires, mais utilise un autre nombre aléatoire de gène. Cela ne devient significatif que lors de la randomisation du classificateur principal, sinon tous les classificateurs seront équivalents (Khosravi et al., 2021).

V.2.3. Arbre aléatoire (RT)

Arbre aléatoire (RT) divise un ensemble de données en sous-espaces et ajuste une constante pour chaque sous-espace. Un modèle à arbre unique a tendance à être très instable et montre une faible précision de prédiction. Cependant, RT est un algorithme d'arbre, un algorithme d'arbre de décision, il peut donner des résultats très précis. RT a une grande flexibilité ainsi qu'une capacité de formation rapide (Nhu et al., 2020).

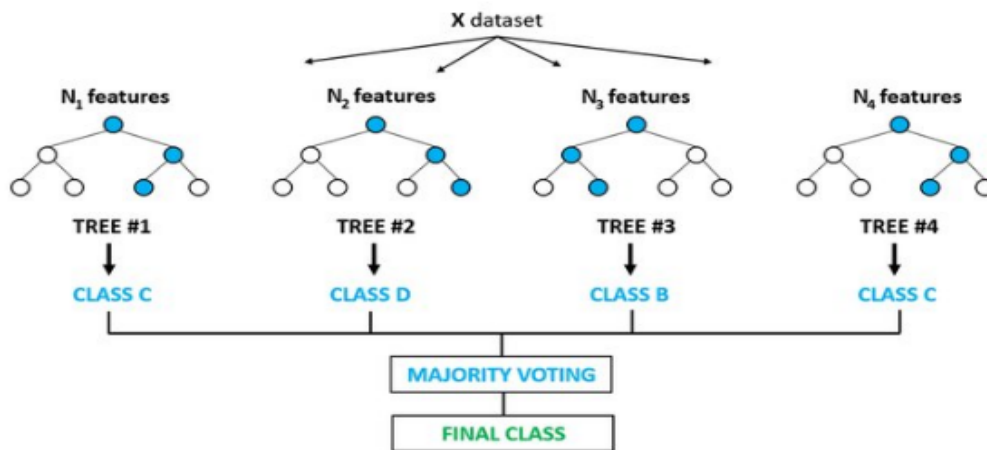


Figure V.3. Organigramme du fonctionnement du RT

V.2.4. Forêt aléatoire (RF)

Les forêts aléatoires c'est est un type d'algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui peut être utilisé pour la classification et la prédiction, désignée pour la première fois par Breimen et al (Schonlau and Zou, 2020; Wright et al., 2020). L'avantage du modèle RF est que, contrairement aux modèles linéaires, il peut capturer les interactions non linéaires entre les variables. De plus, il est bon pour gérer les données numériques et catégorielles. C'est un moyen de combiner des modèles de base moins prédictifs pour produire de meilleurs modèles prédictifs, tels que chaque arbre dépende des valeurs d'un vecteur aléatoire échantillonné indépendamment et avec la même distribution pour tous les arbres de la forêt. L'erreur de généralisation pour les forêts converge vers une limite à mesure que le nombre d'arbres dans la

forêt devient grand. En raison de leur nature simple, de leurs faibles hypothèses et de leurs hautes performances, les modèles RF ont été largement utilisés dans l'apprentissage automatique (ML). Le terme « forêt » fait référence à une série d'arbres de décision qui sont en eux-mêmes des classificateurs « faibles ». Une forêt de régression n'a pas le même pouvoir prédictif qu'un arbre de régression singulier. Lorsqu'un arbre unique se divise en un seul critère, il est alors très sensible à l'ensemble de données d'apprentissage. Même de petits changements dans l'ensemble de données et le critère de division peuvent amorcer différentes structures arborescentes et donner des explications différentes. Par conséquent, les modèles RF classent les variables en fonction de leur importance pour atteindre le meilleur modèle RF (Abda et al., 2021; Nhu et al., 2020)). La figure V.4 montre le principe de fonctionnement de la technique forêt aléatoire.

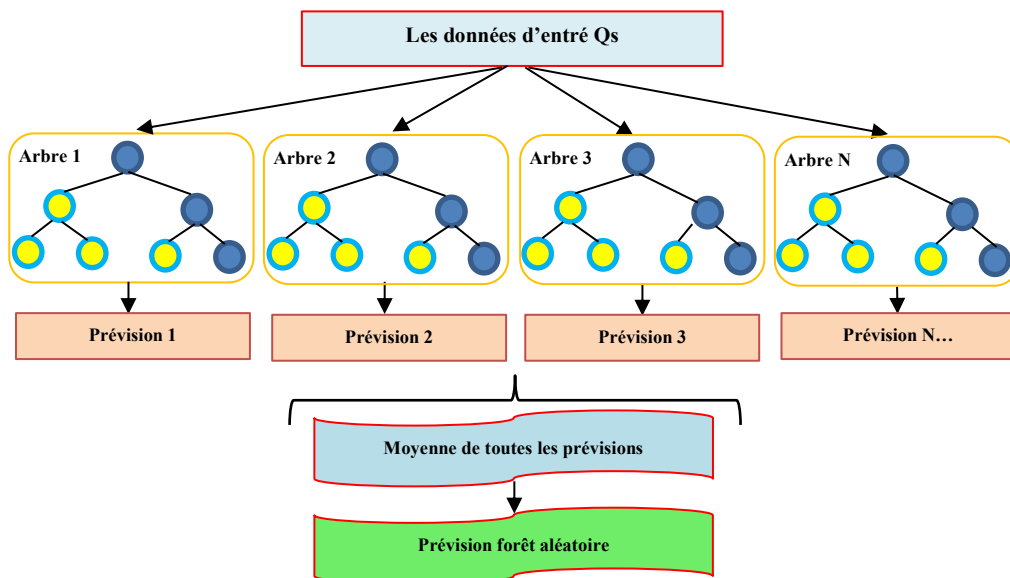


Figure V.4. Organigramme du fonctionnement RF

V.3. Évaluation et comparaison des modèles

Toutes les approches sont finalement comparées en fonction de leur pouvoir de prédiction. Dans notre cas d'étude, 70 % de l'ensemble de données ont été utilisées pour l'apprentissage et une partie de (30 %) de l'ensemble de données d'origine a été utilisée à des fins de validation. Nous avons utilisé à la fois des méthodes graphiques (diagramme de Taylor et diagramme de violon) et des mesures quantitatives pour évaluer les performances de chaque approche appliquée. Un classement des performances a été réalisé à l'aide de mesures quantitatives, notamment l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'efficacité de Nash – Sutcliffe (NSE), le coefficient de terminaison d (R^2) et qui ont été calculés comme suit :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - Q_{p,i})^2} \quad (5.1)$$

$$\text{R}^2 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - \overline{Q_o}) * (Q_{p,i} - \overline{Q_p})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - \overline{Q_o})^2 * \sum_{i=1}^n (Q_{p,i} - \overline{Q_p})^2} \quad (5.2)$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - Q_{p,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - \overline{Q_o})^2} \quad (5.3)$$

Où $Q_{o,i}$ est le débit solide observé, $Q_{p,i}$ est le débit solide prédit, $\overline{Q_o}$ est la valeur moyenne du débit solide observé et $\overline{Q_p}$ est la valeur moyenne du débit solide prédit.

R^2 décrit le degré de corrélation entre les résultats simulés et mesurés. Il varie entre 0 et 1, les valeurs R^2 plus élevées désignant une meilleure précision de prédiction, et les valeurs supérieures à 0,5 sont considérées comme acceptables. Le RMSE mesure l'erreur des modèles. Des valeurs inférieures de RMSE désignent une meilleure performance prédictive du modèle. L'NSE est une statistique normalisée qui régit l'étendue relative de la variance résiduelle par rapport à la variance des données mesurées. Le NSE est compris entre -1 et 1. Il désigne une correspondance parfaite entre les valeurs observées et prédites lorsque $\text{NSE} = 1$. La performance prédictive du modèle est classée comme très bonne, bonne, acceptable ou inacceptable avec les plages de $0,75 < \text{NSE} \leq 1,00$, $0,65 < \text{NSE} \leq 0,75$, $0,50 < \text{NSE} \leq 0,65$, $0,40 < \text{NSE} \leq 0,50$ ou $\text{NSE} \leq 0,4$, respectivement (Khosravi et al., 2018; Moriasi et al., 2007).

De plus, deux outils d'évaluation graphiques, tels que le diagramme de Taylor et le diagramme de violine, ont été appliqués pour comparer visuellement les performances du modèle (Taylor, 2001). Les diagrammes de Taylor fournissent la similitude entre deux modèles et à quel point le modèle est strictement lié à l'observation, et donnée un résumé statistique concis de la correspondance des modèles en termes de corrélation, de leur différence quadratique moyenne et du rapport de leurs variances.

V.4. Résultats et discussion

Dans cette étude, une évaluation approfondie de quatre algorithmes d'apprentissage la forêt aléatoire (RF), l'arbre aléatoire (RT), le comité aléatoire (RC) et l'algorithme K Star dans la simulation de la sortie Qs à l'aide de scénarios définis (QI, QI-1, QI-2 et QI-3). Les tableaux V.2, V.3 et V.4 présentent les meilleures combinaisons d'entrées du modèle lors des phases d'apprentissage et de test selon des indicateurs de performance pour les différentes stations d'étude. Les tableaux (V.2, V.3 et V.4) montrent les résultats des quatre modèles appliqués avec différentes combinaisons d'entrées et l'ensemble de données utilisées. Nous avons testé les performances des modèles pour prédire les débits solides instantanés (Qs) dans les phases d'apprentissage et de test, en utilisant divers critères d'évaluation (Tableau V.2;3;4).

Selon les critères d'évaluation statistiques appliquées, nous avons observé que les modèles RT et RC avaient montré une très bonne capacité prédictive et les critères d'évaluation présentent des résultats excellentes ($R^2 = 1$; $NSE = 1$; $RMSE = 0.001$), en utilisant la variante d'entrée II pour les deux stations (Tassadane et El Athmania) et pour la variante d'entrée I pour la station de Grarem ($R^2 = 1$; $NSE = 1$, $RMSE = 0.001$).

Le modèle KStar avec la variante d'entrée IV a donné les meilleurs résultats ($R^2 = 0.997$, $NSE = 0.996$ et $RMSE = 0.001$) dans la phase d'apprentissage et ($R^2 = 0.997$, $NSE = 0.962$ et $RMSE = 0.02$) en phase de test pour la station Tassadane, ($R^2 = 0.999$, $NSE = 0.998$ et $RMSE = 0.002$) en phase d'apprentissage et ($R^2 = 0.992$, $NSE = 0.931$ et $RMSE = 0.003$) en phase de test pour la station Grarem) et ($R^2 = 0.937$ $NSE = 0.927$, $RMSE = 0.031$) pour l'apprentissage et ($R^2 = 0.448$, $NSE = -4.05$ et $RMSE = 0.037$) pour le test dans la station El Athmania.

Le modèle RF avec la combinaison d'entrée IV a donné les meilleurs résultats pour les stations de Tassadane et El Grarem (phase d'apprentissage et de test) (Tableaux V.2 et V.3). Les modèles RT et RC avait le pouvoir prédictif le plus élevé avec la combinaison II, suivi par les modèles KStar et RF avec la combinaison IV.

Tableau V.2. Meilleures combinaisons d'entrées du modèle pendant les phases d'apprentissage et de test en fonction des indicateurs de performance pour la station de Tassadane

Station de Tassadane (les meilleures performances sont indiquées en gras).												
Entrée	RT			RC			KStar			RF		
	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²
Apprentissage 70%												
Q _t	0.003	0.964	0.967	0.003	0.964	0.967	0.014	0.303	0.358	0.013	0.423	0.503
Q; Q _{t-1}	0.001	0.999	0.999	0.001	0.999	0.999	0.012	0.492	0.577	0.008	0.794	0.823
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.001	0.999	0.999	0.001	0.998	0.998	0.004	0.949	0.969	0.006	0.872	0.880
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.001	0.999	0.999	0.001	0.998	0.998	0.001	0.996	0.997	0.006	0.894	0.912
Test 30%												
Q _t	0.025	0.94	0.94	0.025	0.940	0.940	0.096	0.131	0.397	0.041	0.839	0.877
Q; Q _{t-1}	0.002	1	1	0.002	1	1	0.075	0.478	0.662	0.039	0.856	0.898
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.002	1	1	0.002	1	1	0.050	0.767	0.820	0.039	0.853	0.931
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.002	1	1	0.002	1	1	0.020	0.962	0.967	0.036	0.876	0.922
Toutes les données 100%												
Q _t	0.014	0.943	0.943	0.014	0.943	0.943	0.054	0.162	0.361	0.025	0.818	0.842
Q; Q _{t-1}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.042	0.491	0.662	0.022	0.856	0.896
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.027	0.784	0.832	0.021	0.858	0.925
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.001	1	1	0.002	1	1	0.011	0.965	0.979	0.020	0.880	0.922

Tableau V.3. Meilleures combinaisons d'entrées du modèle pendant les phases d'apprentissage et de test en fonction des indicateurs de performance pour la station de Grarem

Station de Grarem (les meilleures performances sont indiquées en gras).												
Entrée	RT			RC			KStar			RF		
	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²
Apprentissage 70%												
Q _t	0.001	1	1	0.001	1	1	0.049	0.167	0.726	0.017	0.9	0.965
Q; Q _{t-1}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.025	0.786	0.965	0.018	0.888	0.952
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.005	0.991	0.993	0.017	0.9	0.965
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.002	0.998	0.999	0.016	0.888	0.951
Test 20%												
Q _t	0.001	0.976	0.977	0.001	0.976	0.977	0.007	0.077	0.5	0.003	0.808	0.978
Q; Q _{t-1}	0.001	0.976	0.977	0.001	0.976	0.977	0.006	0.324	0.916	0.002	0.88	0.980
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.001	0.976	0.977	0.001	0.976	0.977	0.004	0.747	0.974	0.003	0.808	0.978
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.001	0.976	0.977	0.001	0.976	0.977	0.003	0.931	0.992	0.003	0.879	0.979
Toutes les données 100%												
Q _t	0.001	1	1	0.001	1	1	0.041	0.168	0.723	0.014	0.900	0.965
Q; Q _{t-1}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.009	0.933	0.965	0.012	0.886	0.954
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.004	0.99	0.991	0.012	0.884	0.952
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.002	0.998	0.998	0.013	0.888	0.951

Tableau V.4. Meilleures combinaisons d'entrées du modèle pendant les phases d'apprentissage et de test en fonction des indicateurs de performance pour la station de El Athmania

Station de El Athmania (les meilleures performances sont indiquées en gras).												
Entrée	RT			RC			KStar			RF		
	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²	RMSE	NSE	R ²
Apprentissage 70%												
Q _t	0.001	1	1	0.001	1	1	0.091	0.391	0.795	0.029	0.937	0.943
Q; Q _{t-1}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.058	0.752	0.832	0.027	0.947	0.953
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.044	0.855	0.881	0.024	0.958	0.967
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.001	1	1	0.001	1	1	0.031	0.927	0.937	0.022	0.965	0.972
Test 20%												
Q _t	0.007	0.834	0.835	0.007	0.834	0.835	0.027	-1.69	0.271	0.015	0.144	0.482
Q; Q _{t-1}	0.003	0.958	0.960	0.003	0.958	0.96	0.052	-9.19	0.323	0.018	-0.19	0.413
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.003	0.958	0.960	0.003	0.958	0.96	0.046	-7.16	0.365	0.016	0.021	0.487
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.003	0.958	0.960	0.003	0.958	0.96	0.037	-4.05	0.448	0.016	0.016	0.589
Toutes les données 100%												
Q _t	0.004	0.999	0.999	0.004	0.999	0.999	0.077	0.379	0.591	0.026	0.931	0.936
Q; Q _{t-1}	0.002	1	1	0.002	1	1	0.056	0.672	0.686	0.024	0.938	0.943
Q _t ; Q _{t(t-1)} ; Q _{t(t-2)}	0.002	1	1	0.002	1	1	0.045	0.791	0.794	0.022	0.950	0.957
Q; Q _{t-1} ; Q _{t-2} ; Q _{t-3}	0.002	1	1	0.002	1	1	0.033	0.886	0.888	0.020	0.957	0.962

La figure V.5 montre les nuages de points de couples débits solides observés et prévus (la combinaison d'entrées IV) pour l'ensemble des données. Les résultats confirment clairement que les RTree et RCommitte ont surpassé les autres modèles appliqués, y compris Kstar et RF. Ces résultats sont en conformes aux critères d'évaluation présentés dans les tableaux V2,V3 et V4.

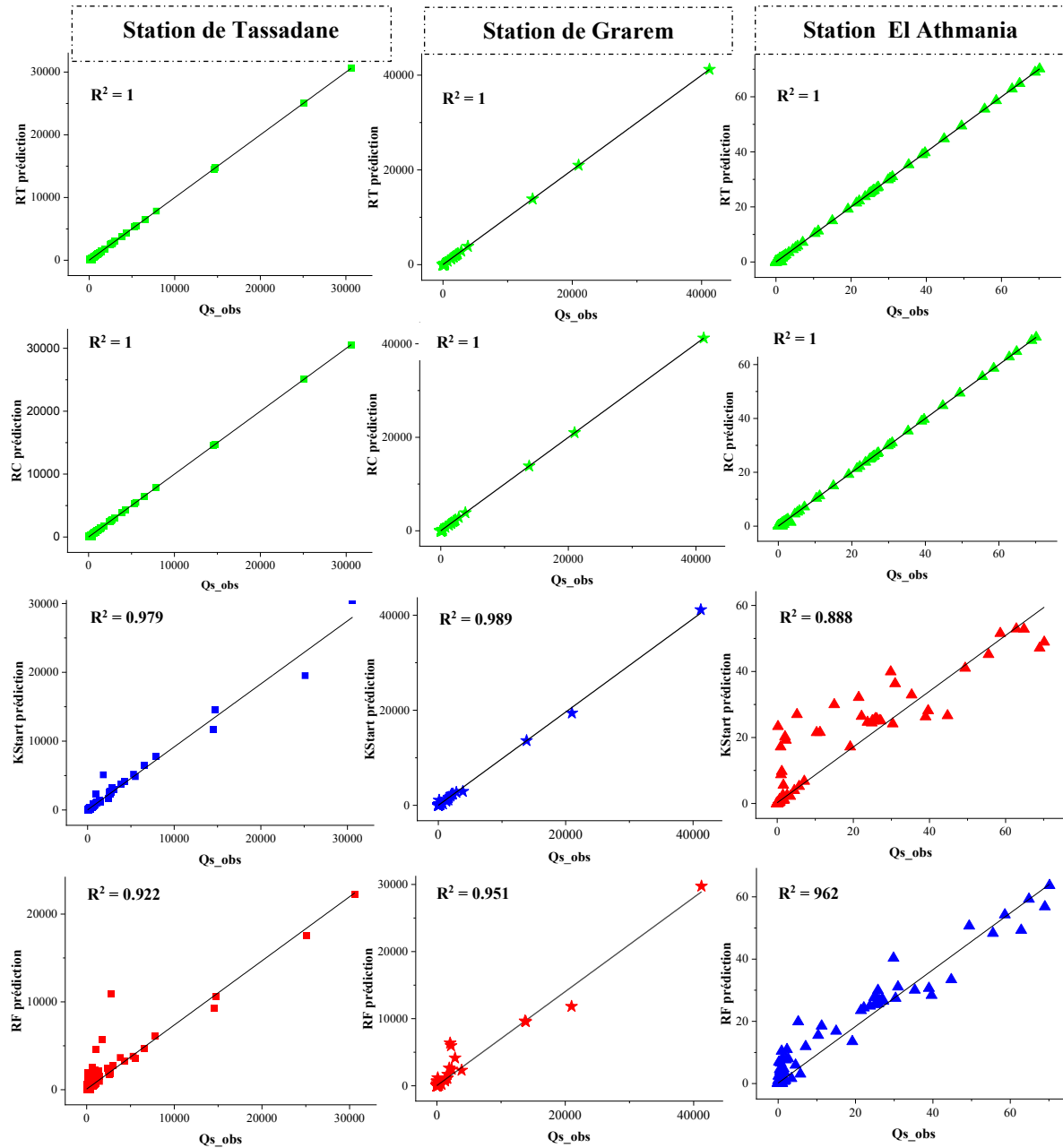


Figure V.5. Nuages de points des valeurs de Qs observées et prédictive pour l'ensemble des données : (a) RT ; (b) RC; (c) KStar; (d) RF

Dans cette étude, nous avons analysé l'efficacité des modèles à l'aide des diagrammes de Violine (Figure V.6) et des diagrammes de Taylor (Figure V.7). Le diagramme de Violine est utilisé pour représenter graphiquement la distribution et la densité d'une variable quantitative. On peut donc noter que la forme et la largeur du violon pour les trois modèles (RT, RC, Kstar)

étaient proches des résultats observés en phase d'apprentissage (Figure V.6), ce qui indique une plus grande précision de ces modèles. Pour la phase de test, la forme et la largeur du violon pour les modèles (RT, RC) étaient proches des résultats observés pour les trois stations.

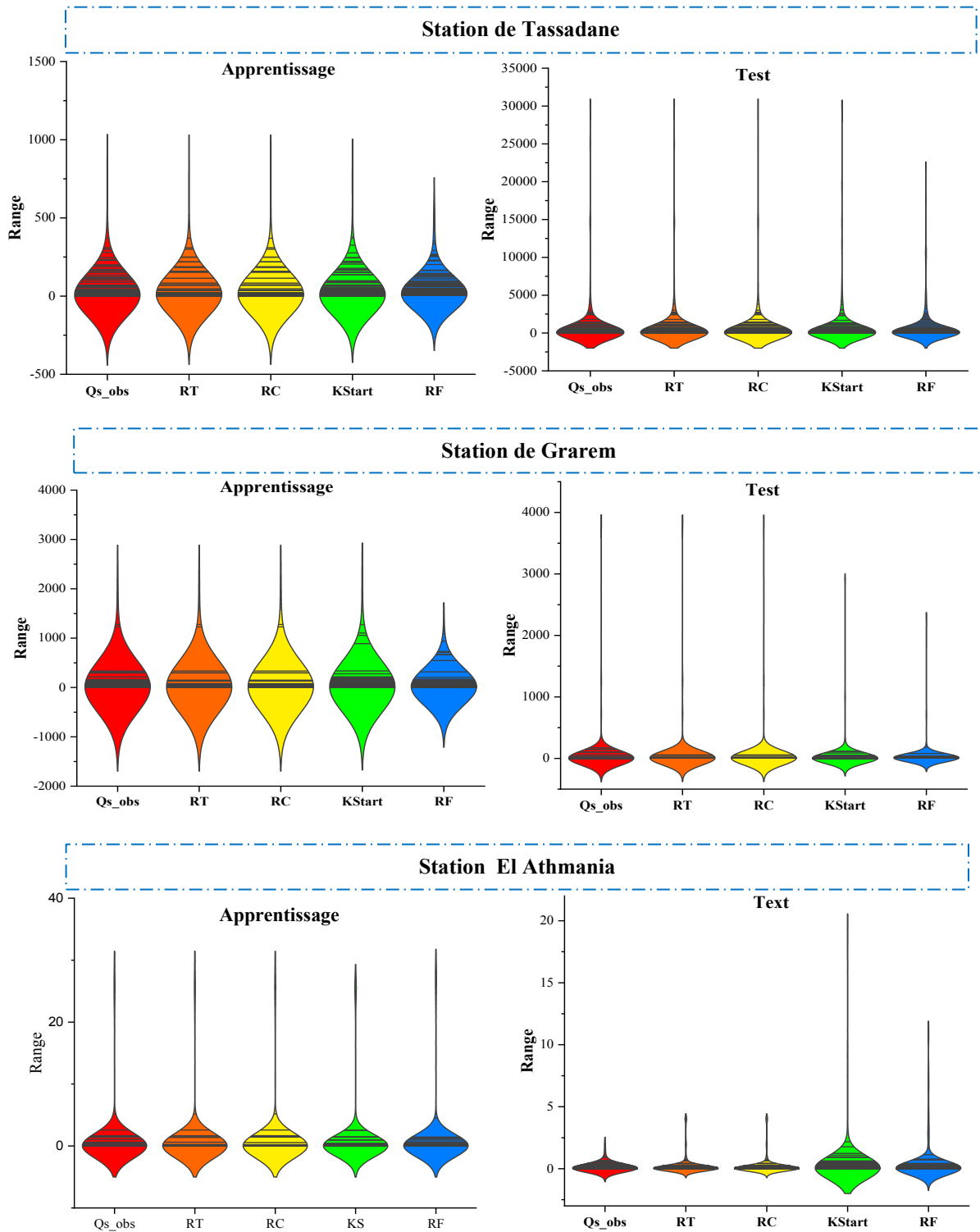


Figure V.6. Diagramme de violon de différents modèles d'apprentissage automatique (phases d'apprentissage et de test)

Nous avons également analysé plus en détail l'efficacité des modèles à l'aide de diagrammes de Taylor. Plus les points de chaque modèle développé sont proches de la localisation des points observés, plus les performances sont élevées. Les résultats obtenus montrent également que les modèles ont un bon pouvoir prédictif, mais les résultats des algorithmes Random Tree (RT) et Random Committee (RC) ont une corrélation plus élevée et une RMSE plus faible, suivis des modèles KStar et Random Forest (RF).

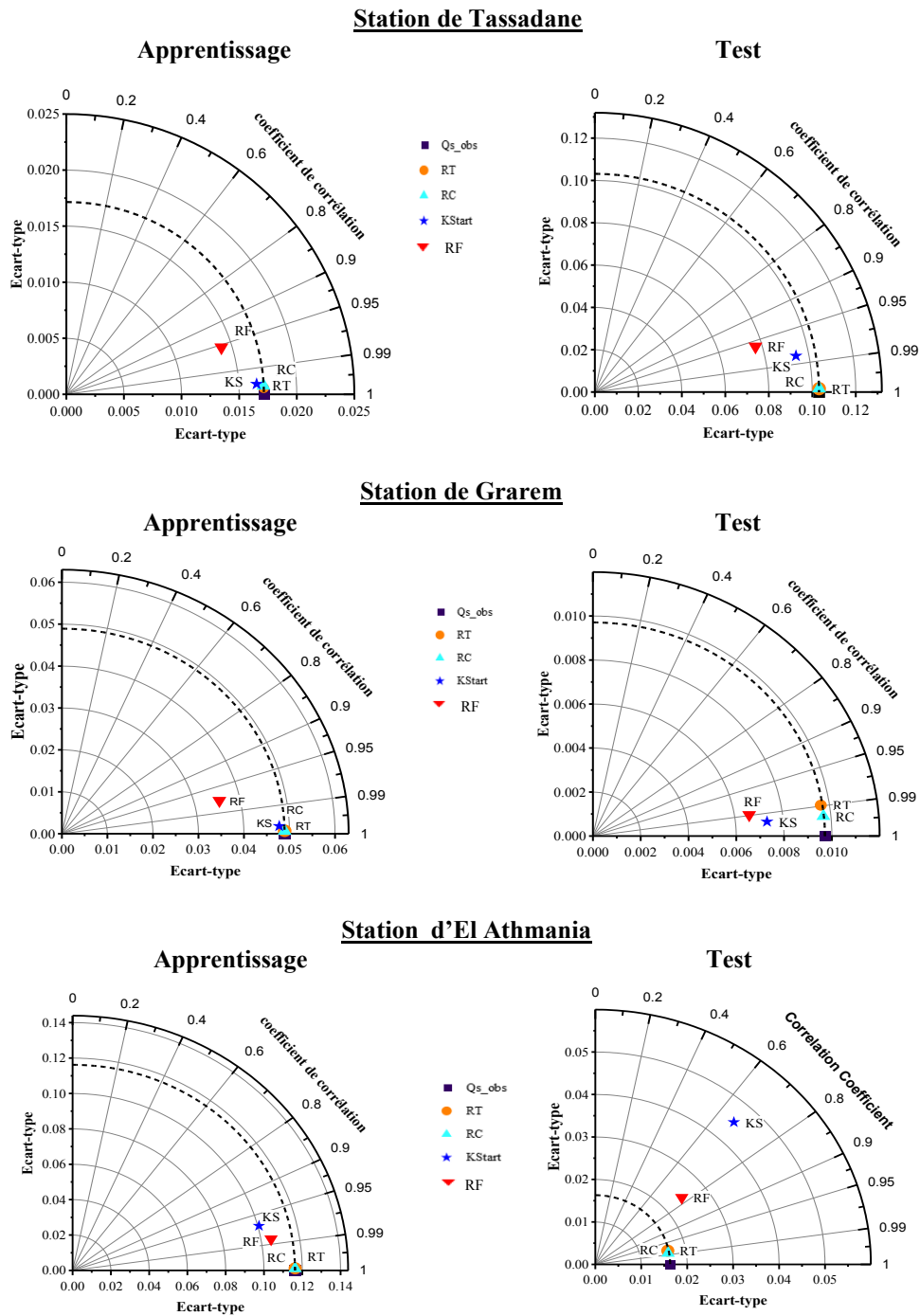


Figure V.7. Diagrammes de Taylor affichant une comparaison statistique de quatre modèles appliqués pendant les phases d'apprentissage et de test

Conclusion

La prévision précise de la charge sédimentaire peut aider à orienter le développement et la gestion durables des réservoirs et des barrages de stockage. Dans ce chapitre, nous avons appliqué quelques modèles de l'intelligence artificiel (les algorithmes ML avancés RT, RC, Kstar et RF) pour prédire la charge sédimentaire instantanée dans plusieurs cours d'eau du bassin versant de Beni Haroun, le nord-est de l'Algérie. Nous avons calculé et mesuré les performances prédictives des modèles d'apprentissage pour l'ensemble de données, d'apprentissage et de test, selon les critères RMSE, NSE et R^2 . Après avoir implémenté les modèles d'apprentissage, des histogrammes ont été créés pour mieux représenter les valeurs réelles et estimées par le diagramme de violine et le diagramme de Taylor.

Les résultats obtenus ont montré que les modèles RT et RC ont surpassé les autres modèles appliqués pour les variables d'entrée QI (t-1), de plus, les modèles Kstar et RF présentent ainsi des meilleurs résultats pour la variante d'entrée QI (t-3). Le modèle d'ensemble RT et RC a été identifié comme le meilleur modèle obtenu. Pour une région située à un climat semi-aride. Les modèles globaux obtenus pour ce bassin montrent que l'approche de modélisation est une alternative robuste et prometteuse à la prévision meilleure de débit solide Qs dans des bassins mal jaugés, ce qui devrait être bien étudié en utilisant plusieurs paramètres qui caractérisent ce phénomène complexe à l'entrée du modèle.

CHAPITRE VI

**MODELISATION PLUIE-DEBIT A L'AIDE DE
HEC-HMS ET DES MODELES HYBRIDES**

Introduction

Le modèle hydrologique est une représentation simplifiée du système hydrologique qui aide à la compréhension des ressources en eau, largement utilisé pour simuler de nombreux processus de prévision et de gestion du cycle hydrologique (Brown et al., 2015, 2015; Hipel and McLeod, 1994). Les modèles hydrologiques sont des composante vitale et un outil essentiel pour la planification et la gestion des ressources en eau et de l'environnement (Abdulkareem et al., 2018). Les inondations constituent une grave menace pour les êtres humains et causent des dommages importants aux biens, aux infrastructures et à la production agricole (Dewan, 2015). L'inondation a également de graves conséquences sur les activités socio-économiques et peut entraîner la perte de vies humaines (Khan, 2011).

Dans ce chapitre, un modèle semi-distribué développé à l'aide de HEC-HMS et un modèle hybride qui intègre les sorties d'un modèle semi distribués dans des algorithmes d'apprentissage automatique, pour la modélisation pluie-débit dans le bassin versant de Beni Haroun (Al-Juboori, 2022; Narayana Reddy and Pramada, 2022).

Sur la base de la représentation de la variabilité des bassins versants, les modèles pluie-débit peuvent être classés comme regroupé, semi-distribués et distribués (Sitterson et al., 2018; Sok and Oeurng, 2016). Les modèles distribués tiennent compte de la variabilité spatiale à chaque cellule de la grille, tandis que le modèle groupé ne tient pas compte de la variabilité spatiale. Dans le modèle semi-distribué, la zone du bassin versant est divisée en sous-bassin. Les sous-bassins peuvent être basées sur la pente d'un bassin versant, le sol, l'occupation du sol ou leur combinaison. De nombreuses études ont montré que le modèle hydrologique HEC-HMS pouvait être efficacement mis en œuvre pour la modélisation pluie-débit et les débits de crues (Chu and Steinman, 2009; Shakarneh et al., 2022).

Dans HEC-HMS, la relation pluie-débit est examinée selon la méthode SCS-CN basée sur le model numérique de terrain (MNT), type des sol et le couvert végétal. Pour l'applicabilité de la méthode, premièrement, les caractéristiques physiques du bassin sont compilées dans l'environnement Arc-GIS. Ensuite, des paramètres liés aux propriétés physiques du terrain sont traités, et des modélisation pluie-débit et les débits de crues sont estimées par le model HEC-HMS (Halwatura and Najim, 2013; Ramly and Tahir, 2016; Sok and Oeurng, 2016; Tassew et al., 2019).

Le machine learning ou apprentissage automatique (ML) est une forme d'intelligence artificielle capable de faire des prédictions précises à partir d'ensembles de données

d'entraînement et de test. ML fournit une solution à un problème du monde réel en étudiant les données précédemment observées et a été efficace pour générer des résultats précis. ML fournit une puissance de calcul adéquate (Ghimire et al., 2021; Mewes et al., 2020) et est utilisé dans une grande variété de recherches et d'applications en hydrologie. Quelques exemples d'applications ML dans le domaine de l'hydrologie sont la prévision des précipitations et du ruissellement (Parisouj et al., 2020), la prévision des crues (Nguyen and Chen, 2020; Shamshirband et al., 2020), les études de sédimentation, la prévision de la qualité de l'eau (Hussein et al., 2020), la prévision des eaux souterraines (Khedri et al., 2020), la prévision de la température des rivières (Zhu and Piotrowski, 2020) et l'estimation des précipitations (Zhang et al., 2022).

Ces dernières années, les algorithmes ML se sont considérablement améliorés et sont également largement utilisés pour la simulation des précipitations et du ruissellement grâce aux progrès rapides de la technologie informatique (Guo et al., 2021). Récemment, plusieurs études ont été menées pour développer des modèles permettant de prédire avec précision les précipitations et le ruissellement à l'aide de divers modèles d'apprentissage automatique. Quelques exemples de ces modèles sont la mémoire longue à court terme, les réseaux de neurones artificiels (Ni et al., 2020; Tikhamarine et al., 2020), les machines à vecteurs de support (Samantaray et al., 2022) et le Modèle de forêt aléatoire (Worland et al., 2018). Forêt aléatoire est un outil d'apprentissage automatique populaire, développé par Breiman pour la première fois en 2001 (Wright et al., 2020).

Des études récentes portent sur le développement de modèles hybrides en combinant des techniques d'IA avec des modèles physiques. Gholami & Khaleghi (2021) ont comparé les performances des modèles RNA et HEC-HMS dans la simulation pluie-débit (Gholami and Khaleghi, 2021). Chih-Chieh (2015) a développé un modèle hybride pour améliorer les performances du modèle à base physique (HEC-HMS) simulant le ruissellement au pas de temps horaire à l'aide d'ANN. Zhihua et al. (2020) ont appliqué un modèle couplé ANN (SWAT-ANN optimisé) pour une simulation précise du ruissellement. La combinaison des approches basées sur les modèles de l'intelligence artificielle avec des modèles physiques comme HEC-HMS ou SWAT, les chercheurs peuvent potentiellement exploiter les points forts de chaque approche, conduisant à des prévisions plus fiables et précises des précipitations et du ruissellement.

Dans cette étude, un modèle semi-distribué à base physique est développé à l'aide de HEC-HMS intégré avec les algorithmes de l'apprentissage automatique pour améliorer les

performances du modèle dans la simulation des débits journalier et les débits de crues. Cette intégration peut avoir les propriétés du modèle traditionnel (c'est-à-dire les caractéristiques du bassin versant) et les caractéristiques des réseaux de neurones, ce qui améliore encore les performances du modèle hybride. Les objectifs sont (1) Développer des modèles pluie-débit HEC-HMS pour le pas de temps journalier et les débits de crues . (2) Développer un modèle hybride. (3) Évaluer la performance des modèles développés dans la simulation des valeurs de débit de pointe. Les résultats obtenus à partir de cette étude peuvent être utilisés comme données fondamentales pour des études avancées de contrôle et de gestion des inondations pour une meilleure gestion durable des risques d'inondation.

VI.1. Méthodologie

La présente étude a été menée sur le bassin versant de Beni Haroun en Algérie. Nous avons considéré le bassin versant (SB 1) pour la disponibilité des données de débit. Les sous-bassins de la zone d'étude sont illustrés à la figure VI.1.

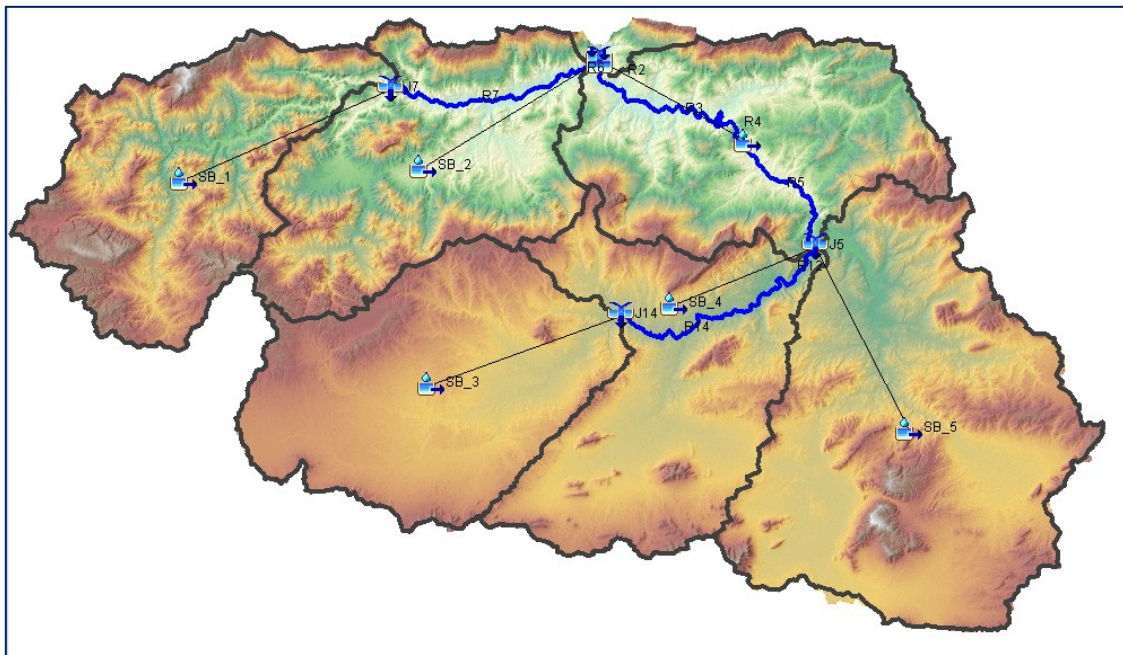


Figure VI.1. Les sous-bassins de la zone d'étude

Le modèle semi-distribué (HEC-HMS) et RNA sont développés pour la modélisation pluie-débit. Un modèle hybride est développé en prenant la sortie de HEC-HMS comme entrée supplémentaire dans RNA pour obtenir une prédiction pluie-débit précise. Tout d'abord, cette étude a commencé par l'extraction et le prétraitement des données sur les caractéristiques du bassin, tel que le modèle numérique de terrain (MNT), l'occupation des sols, le couvert végétal et les données météorologiques, telles que les précipitations ; en plus les données des stations

hydrométrique (débits journaliers) pour la stations hydrométrique (Tassadane). De même, un algorithme d'apprentissage automatique forêt aléatoire (RF) et Bagging model (MB). Dans la deuxième étape, nous avons utilisé les données de précipitations, suivies de la sortie de HEC-HMS comme entrée supplémentaire pour un modèle hybride. Après la préparation du modèle hydrologique, une comparaison a été effectuée entre les résultats des modèles d'apprentissage automatique. **Figure VI.2** shows the different processes performed in this study.

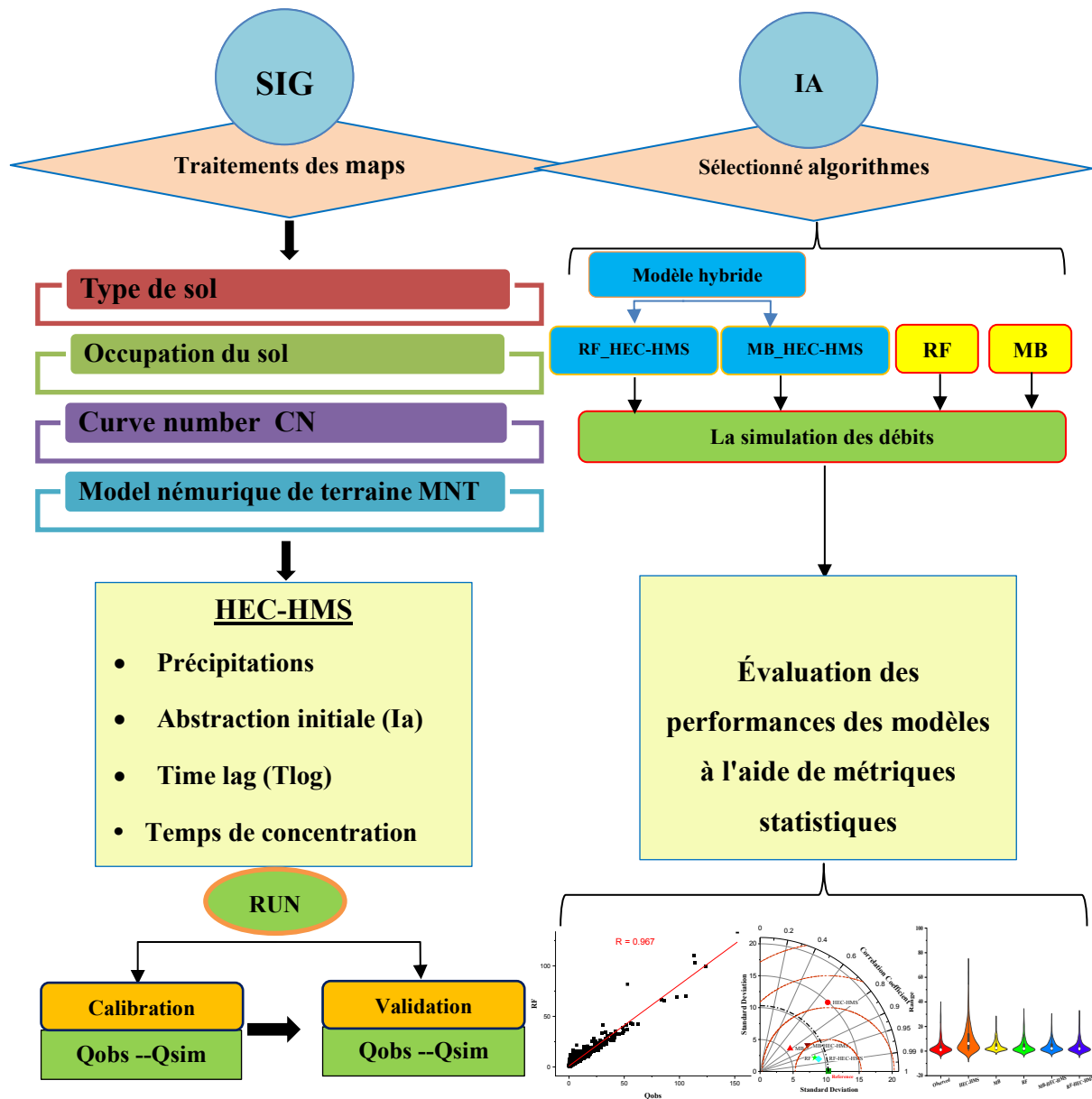


Figure VI.2. Organigramme de la méthodologie

Les données de pluie et de débit (ANRH) ont été utilisées pour appliquer le modèle HEC-HMS au bassin versant de Beni Haroun. Six crues (**Figure. VI.3**) considérées comme les plus importantes ont été sélectionnées pour calibrer et valider le modèle dans le sous-bassin 1.

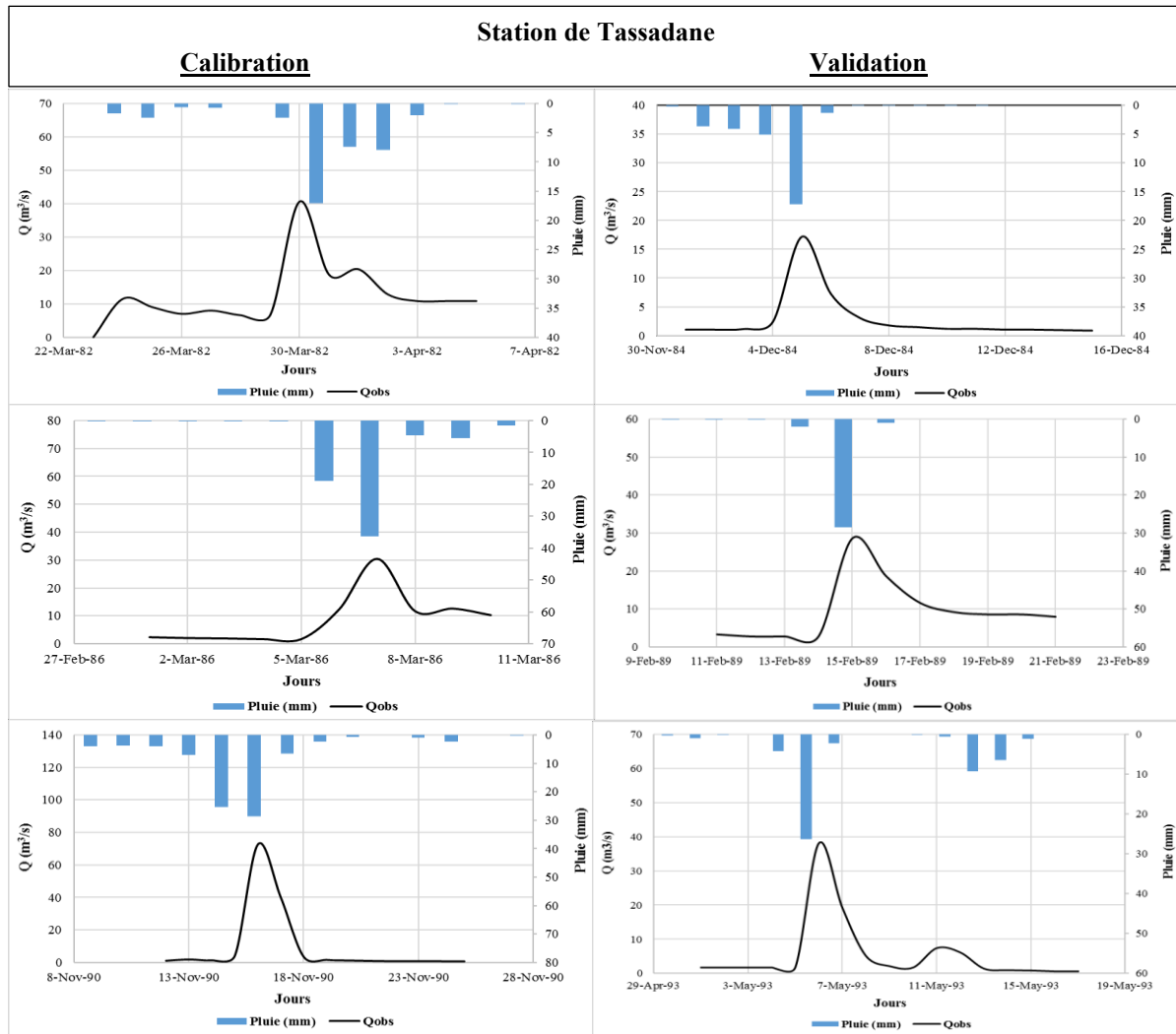


Figure VI. 3. Événements hydrologiques pour le calage et la validation du modèle
Le tableau VI.1 présente les caractéristiques de ces événements météorologiques.

Tableau VI.1. Les caractéristiques des événements météorologiques

Station de Tassadane (SB 1)				
Date d'événement	Evénement	Précipitations [mm]	Volume observé [m ³]	Débit de pointe observé [m ³ /s]
23-Mar-82 to 5-Apr-82	30-mar-1982	20.14	14031.6	40.6
01-Dec-84 to 15-Dec-84	05-Dec-1984	12.17	3467.1	15.2
1-Mar-86 to 10-Mar-86	07-Mar-1985	17.35	6805.7	30.4
11-Feb-89 to 21-Feb-89	15-Feb-1989	26.52	8289.8	28.7
12-Nov-90 to 25-Nov-90	16-Nov-1990	27.26	11174.2	72.5
1-May-93 to 17-May-93	06-May-1993	22.09	7723.7	38.1

VI.2. Assemblage et préparation des données

VI.2.1. Modèle numérique de terrain (MNT)

Les données MNT sont des données spatiales qui fournissent les caractéristiques du bassin versant (Figure VI.4.a). Le MNT (résolution 30m) a été extrait d'un site Web USGS Earth Explorer et a été découpé pour le bassin versant de l'étude à l'aide d'Arc-Map.

VI.2.2. Couvert végétal

La carte du couvert végétal (Figure VI.4.b) a été dérivée d'une classification supervisée. Nous nous sommes appuyés sur l'imagerie satellite Sentinel-2 qui fournit des images à haute résolution spatiale et temporelle (10 m) pour créer des composites RVB de la bande 2, de la bande 3 et de la bande 4. Le fichier de formes de formation a été généré à partir de l'option ROI du plugin SCP, en dessinant manuellement des polygones pour chaque classe selon les classes d'occupation du sol.

VI.2.3. Type de sol

Le bassin versant du barrage de Beni Haroun est constitué par huit types de sols (Figure VI.5). Les marnes présentent la plus grande partie du bassin avec une dominance de 33.76 %. En deuxième classe, les sols calcaire et dolomie qui couvrent 28.64 % de la surface. La troisième classe la plus dominante c'est les alluvions sable et croûte calcaire de 24.28% de la surface. Les autres catégories sont réparties à des taux faibles, ne dépassant pas 2%.

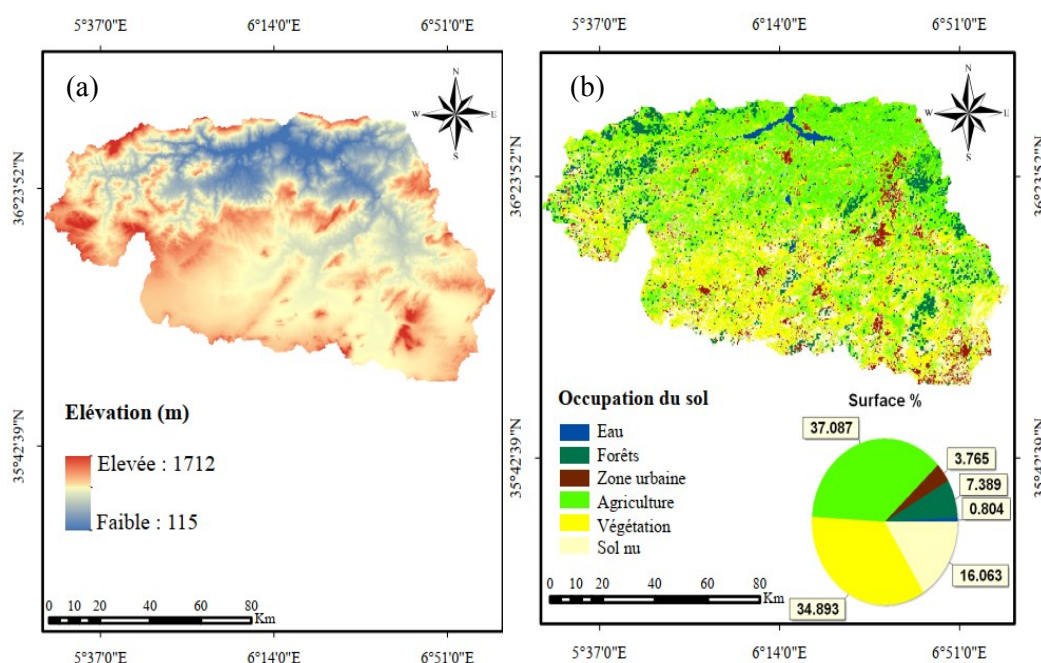


Figure VI.4. Cartes caractéristiques d'élévation (a), l'occupation du sol (b)

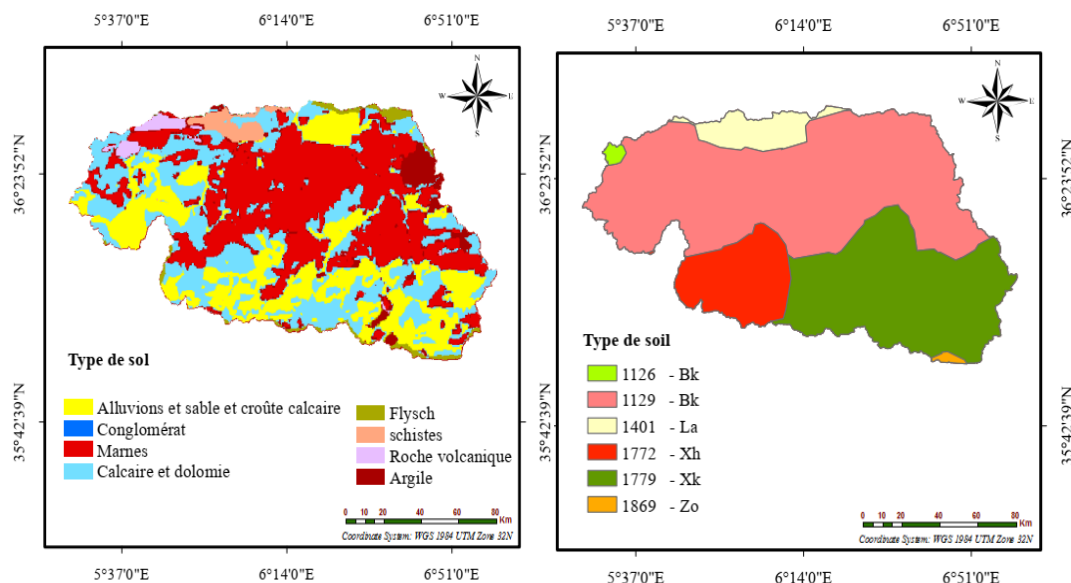


Figure VI.5. Carte caractéristique du type de sol

VI.3. Descriptif des modèles

VI.3.1. HEC-HMS (hydrologic engineering center-hydrological modeling system)

Le modèle HEC-HMS (Hydrologic Engineering Center Hydrologic Modeling System) a été développé par le US Army Corps of Engineers (US ACE) pour différents types de simulation hydrologique (Castro and Maidment, 2020). HEC-HMS est largement appliqué pour les simulations du processus pluie-débit (Hamdan et al., 2021), l'analyse des inondations urbaines de la fréquence des crues, la conception de systèmes d'alarme contre les crues et la modélisation du débit des cours d'eau, l'évaluation de la capacité du déversoir, etc. En 1998, l'US ACE a développé une version conviviale basée sur une interface utilisateur graphique (GUI) du modèle HEC-1 connu sous le nom de HEC-HMS (Natarajan and Radhakrishnan, 2020).

VI.3.1.1. Fonction de production : SCS-CN

L'une des méthodes les plus populaires utilisées pour déterminer le ruissellement à partir d'une entrée de précipitations donnée pour une simulation événementielle ou continue (Viji et al., 2015). SCS-CN est un modèle hydrologique basé sur la physique et distribué dans l'espace, qui exprime la quantité de pluie-débit et le processus en fonction des caractéristiques physiques du bassin. Cette méthode est largement utilisée aujourd'hui en utilisant les caractéristiques physiques du bassin versant telles que l'utilisation/la couverture des terres, le type de sol et les groupes de sols hydrologiques (Caviedes-Voullième et al., 2012).

La courbe du service de conservation des sols (SCS-CN) est un modèle de perte qui peut calculer le volume des débits de la rivière. L'excès de ruissellement de surface dépend des précipitations, du sol l'occupation du sol d'un bassin versant particulier (Ismael et al., 2017). Le modèle SCS Curve Number (CN) estime l'excès de précipitations comme une fonction des précipitations cumulées, de la couverture et de l'humidité initiale du sol à partir de l'équation principale du modèle SCS pour estimer le ruissellement est donnée:

$$Q = \frac{(P - I_a)^2}{(P - I_a) + S} \quad (6.1)$$

Avec :

Q = Ruissellement cumulé ou pluie nette (en millimètres).

P = Précipitation cumulée ou pluie brute (en millimètres)

I_a = Perte initiale (en millimètres), et I_a = 0,2 S ;

S = Rétention maximale potentielle. Le potentiel de rétention maximum, S, et les caractéristiques du bassin versant sont reliées par l'intermédiaire du numéro de courbe CN (Curve Number) par :

$$S = \frac{25400 - 254CN}{CN} \quad (6.2)$$

CN peut être estimé comme une fonction du type du sol, d'occupation du sol et des conditions hydriques précédentes du bassin.

Où: CN = Curve Number (sans unité). Ce dernier varie entre 0 et 100.

VI.3.1.2. Modélisation de ruissellement (fonction de transfert) : hydrogramme unitaire

L'hydrogramme unitaire SCS transforme les précipitations excédentaires en ruissellement. Il existe différentes options dans HECHMS pour calculer les précipitations excessives. Il s'agit du modèle Unit Hydrographs de Snyder, du modèle Soil Conservation Service Unit Hydrograph, du modèle Clark et du modèle Modified Clark. Le SCS a proposé l'hydrogramme unitaire, qui est utilisé dans le modèle HEC-HMS, il s'agit d'un modèle paramétrique basé sur l'hydrogramme unitaire moyen, qui est créé à partir de données mesurées sur les précipitations et les débits de divers bassins versants agricoles collectés à travers les États-Unis. Il suppose qu'un hydrogramme unitaire décrit les propriétés constantes d'un bassin versant (Halwatura & Najim, 2013; Tassew, Belete, & Miegel, 2019). Pour déterminer comment le ruissellement est distribué dans le temps, nous devons introduire un facteur dépendant du temps appelé Temps

de concentration. Le Temps de concentration (T_c) est défini comme le temps nécessaire à une particule d'eau pour se déplacer du point hydrologique le plus éloigné du bassin jusqu'à l'exutoire, la distance temporelle entre le centre des précipitations excédentaires et le pic de l'hydrogramme et calculé pour chaque sous-bassin à l'aide de l'équation (6.3)

$$\text{Log}T = 0.6 T_c \quad (6.3)$$

Où

lagT = Le temps de réponse (lag time); T_c = le temps de constatation

Le tableau VI.2 montre le temps de concentration, le temps de réponse et le numéro de courbe CN (Curve Number) pour tous les sous-bassins.

Tableau VI.2. Temps de concentration, temps de réponse (log time) et le Curve Number (CN) dans la zone d'étude.

N° sous bassin	Surface (Km ²)	Temps de concentration (h)	Le temps de réponse (lag time) (min)	Numéro de courbe CN
1	1054.83	12.57	452.52	72.45
2	1115.17	10.7	385.24	77.36
3	1288.19	20.16	725.88	73.26
4	1140.21	17.55	631.92	81.91
5	1855.31	12.73	458.3	82.84
6	1077.25	14.2	511.15	75.75

VI.3.2. Forêt aléatoire (RF)

Les forêts aléatoires c'est est un type d'algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui peut être utilisé pour la classification et la prédiction désignée pour la première fois par Breimen et al (Schonlau and Zou, 2020; Wright et al., 2020). L'avantage du modèle RF est que, contrairement aux modèles linéaires, il peut capturer les interactions non linéaires entre les variables. De plus, il est bon pour gérer les données numériques et catégorielles. C'est un moyen de combiner des modèles de base moins prédictifs pour produire de meilleurs modèles prédictifs tels que chaque arbre dépende des valeurs d'un vecteur aléatoire échantillonné indépendamment et avec la même distribution pour tous les arbres de la forêt. L'erreur de généralisation pour les forêts converge vers une limite à mesure que le nombre d'arbres dans la forêt devient grand. En raison de leur nature simple, de leurs faibles hypothèses et de leurs hautes performances, les

modèles RF ont été largement utilisés dans l'apprentissage automatique (ML). Le terme « forêt » fait référence à une série d'arbres de décision qui sont en eux-mêmes des classificateurs « faibles ». Une forêt de régression n'a pas le même pouvoir prédictif qu'un arbre de régression singulier. Lorsqu'un arbre unique se divise en un seul critère, il est alors très sensible à l'ensemble de données d'apprentissage. Même de petits changements dans l'ensemble de données et le critère de division peuvent amorcer différentes structures arborescentes et donner des explications différentes. Par conséquent, les modèles RF classent les variables en fonction de leur importance pour atteindre le meilleur modèle RF (Abda et al., 2021; Nhu et al., 2020). La figure VI.6 montre le principe de fonctionnement du modèle AF.

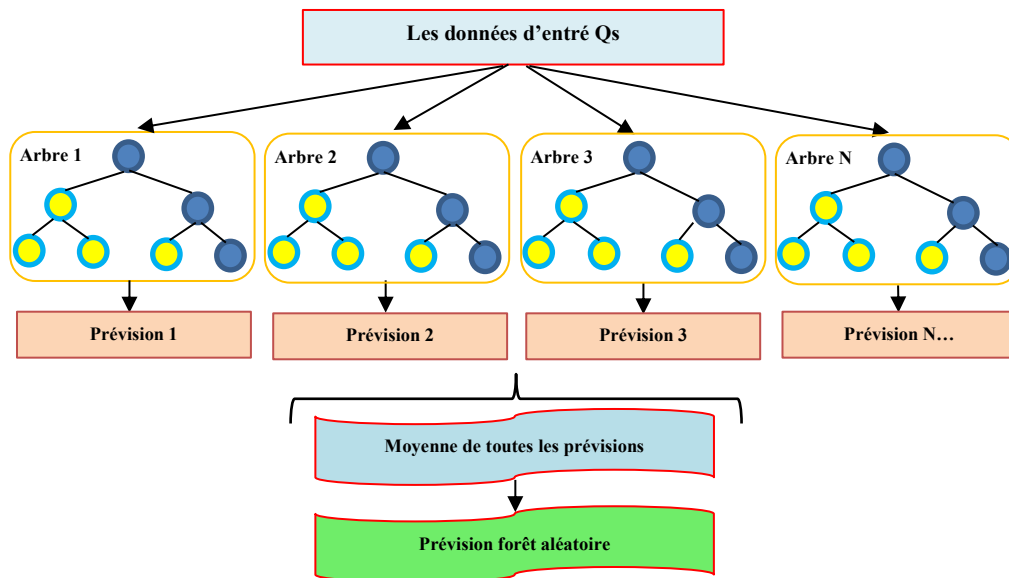


Figure VI.6. Organigramme du fonctionnement FA

VI.3.3. Le modèle Bagging

Les implémentations d'apprentissage automatique suggèrent qu'un modèle d'apprentissage donné peut surpasser tous les autres pour un problème spécifique ou pour un sous-ensemble spécifique de données d'entrée, mais il est rare de trouver un seul expert qui obtient de bons résultats sur l'ensemble d'un problème donné (Dietterich, 2000). Le bagging est l'un des algorithmes d'apprentissage d'ensembles les plus connus (Oza, 2005), et est également connu sous le nom d'agrégation bootstrap (Breiman, 1996). Le modèle d'ensachage peut améliorer la précision de la classification dans l'apprentissage automatique (ML) et, en diminuant la variance, peut permettre d'éviter le surajustement. Ce modèle est couramment appliqué aux algorithmes basés sur des arbres de décision (Dietterich, 2000). La procédure du modèle d'ensachage suit trois étapes : a) des échantillons bootstrap sont collectés en rééchantillonnant arbitrairement l'ensemble de données d'apprentissage pour développer un

ensemble de sous-ensembles d'apprentissage ; b) plusieurs modèles basés sur des classificateurs sont conçus en utilisant chacun des sous-ensembles ; et enfin, c) la méthode terminale comprend l'agrégation de tous les modèles basés sur des classificateurs.

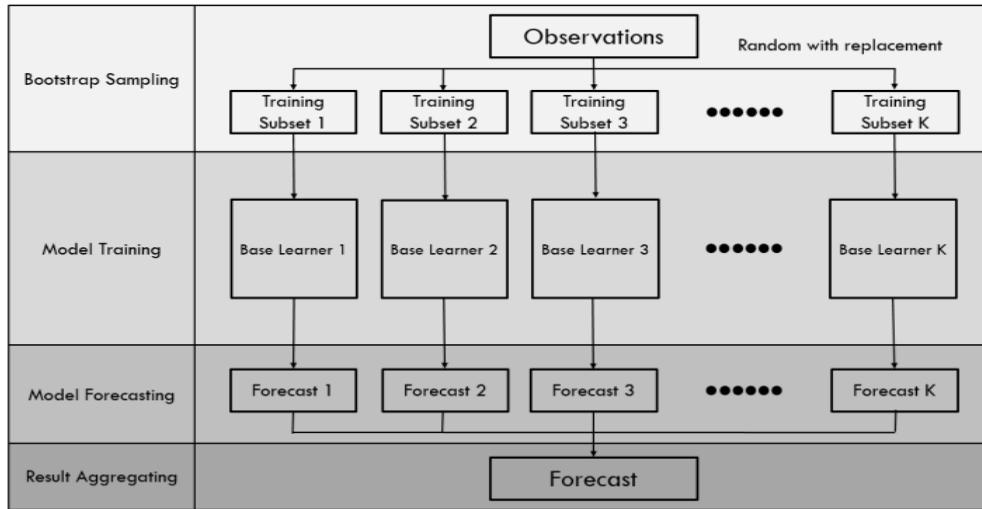


Figure VI.7. Algorithme du modèle Bagging (Choi and Hur, 2020)

VI.4. Évaluation et comparaison des modèles

Toutes les approches sont finalement comparées en fonction de leur pouvoir de prédiction. nous avons utilisé à la fois des méthodes graphiques (diagramme de Taylor et diagramme en violon) et des mesures quantitatives pour évaluer la performance de chaque approche. Un classement des performances a été réalisé à l'aide de mesures quantitatives, notamment l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'efficacité de Nash – Sutcliffe (NSE), le coefficient de corrélation (R), qui ont été calculés comme suit :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - Q_{p,i})^2} \tag{6.4}$$

$$\text{R} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - \overline{Q_o})(Q_{p,i} - \overline{Q_p})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - \overline{Q_o})^2 \sum_{i=1}^n (Q_{p,i} - \overline{Q_p})^2}} \tag{6.5}$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - Q_{p,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - \overline{Q_o})^2} \tag{6.6}$$

Où :

$Q_{o,i}$ est le débit observé, $Q_{p,i}$ est le débit prédit, $\overline{Q_o}$ est la valeur moyenne du débit observé et $\overline{Q_p}$ est la valeur moyenne du débit prédit.

VI.5. Résultats et discussion

VI.5.1. La modélisation des événements pluie-débit

VI.5.1.1. HEC-HMS

Afin de calibrer le modèle dans le bassin versant de Beni Haroun, les précipitations de six événements dans le sous-bassin 1 elle a été choisie entre 1980 et 1995. Les résultats montre que le volume de l'hydrogramme de ruissellement est approximativement égal au volume observé (Tab.VI.3). En fait, plusieurs tentatives ont été faites afin de trouver la meilleure combinaison qui offre une bonne concordance entre les hydrogrammes observés et simulés avec des paramètres uniques de calibration, le numéro de courbe CN pour la fonction de production et le temps de réponse (lag time) pour la fonction de transfert. Ces paramètres ont été variés et ajustés manuellement jusqu'à ce que la correspondance entre les hydrogrammes observés et simulé soit satisfaite (Figure VI.8 ; VI.9).

Les performances du modèle ont été évaluées à l'aide de différents indices quantitatifs, tels que l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le coefficient de corrélation (R) et le coefficient de Nash-Sutcliffe (NSE).

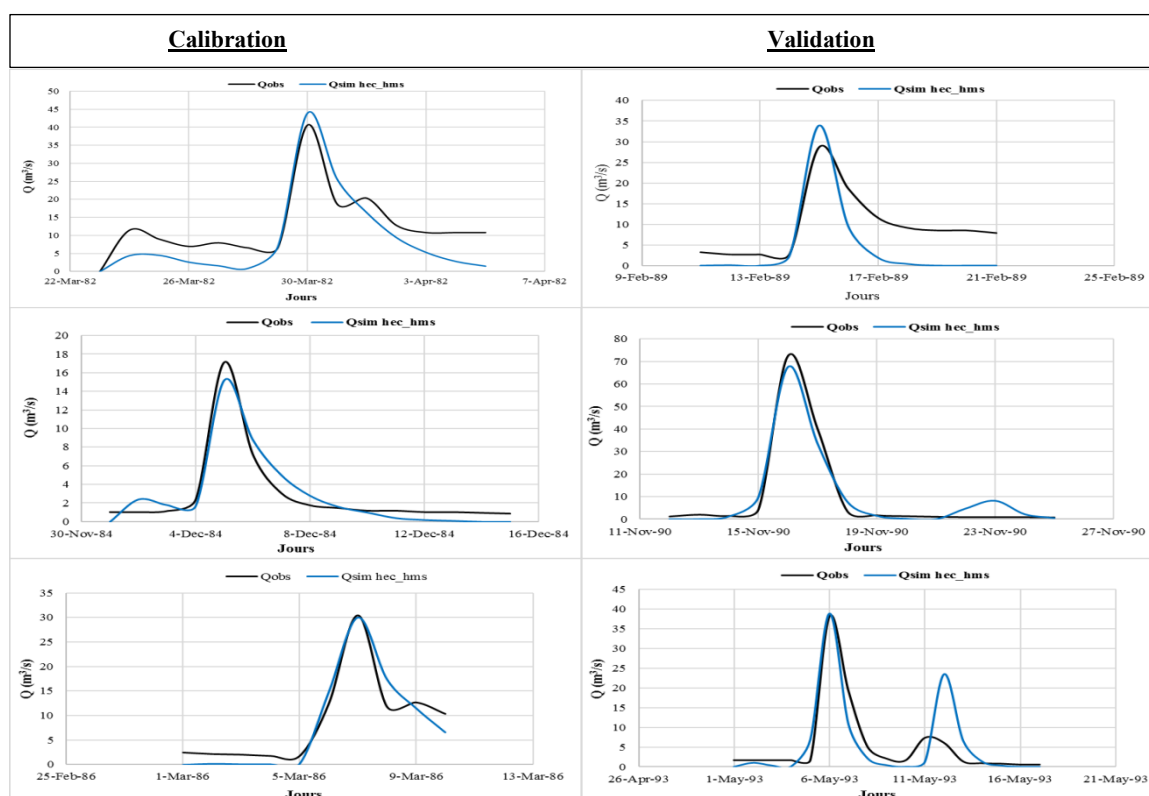


Figure VI.8. Calibration et validation du model HEC-HMS (station de Tassadan)

Le tableau VI.3 représente les différents résultats de simulation du model HEC-HMS.

Tableau VI.3. Résultats de simulation du model HEC-HMS

Station de Tassadane (SB 1)							
Evènement	Volume [1000m ³]		Débit de pointe [m ³ /s]		Paramètre statistique		
	Observé	Simulée	Observé	Simulée	RMSE	NSE	R
1	14031.6	1805.7	40.6	43.9	5.543	0.639	0.942
2	3467.1	3555.3	17.1	15.2	1.12	0.927	0.963
3	6805.7	6693.1	30.4	30.00	2.662	0.904	0.968
4	8289.8	4135.1	28.7	33.9	6.862	0.185	0.89
5	11174.2	11831.1	72.5	67.6	3.73	0.966	0.986
6	7723.7	8065.7	38.1	38.9	5.371	0.664	0.852

La différence entre le volume simulé était très proche du volume observé, sauf l'évènement 1, présente une différence remarquable. Le débit de pointe simulé était très proche de celui observé dans tous les événements étudiés, où la différence en pourcentage du débit de pointe était inférieure à 10 %.

Le tableau VI.4 représente les performances des indices statistiques des crues étudiées, erreur quadratique moyenne (RMSE), efficacité de Nash-Sutcliffe NSE et coefficient de corrélation R. Les valeurs R varient entre 0,852 et 0,986, les valeurs RMSE comprise entre (1,12 et 6,862) considérant un coefficient de Nash supérieure à 0,9 dans les trois événements. Ces valeurs restent toujours significatives et indiquent que le modèle est en mesure de bien répondre aux données d'apprentissage et la validation et capable aussi de les rapprochés.

Nous avons également comparé trois événements à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique (forêt aléatoire et bagging), ainsi que des modèles hybrides (MB_HEC-HMS et RF_HEC-HMS), afin de trouver les modèles les plus performants. Le tableau VI.6 représente la performance des différents modèles étudiées.

Tableau VI.4. Indices statistiques des différents modèles

Station de Tassadane				
Crues	Modèles	RMSE	NSE	R
I	HEC-HMS	5.543	0.639	0.942
	MB	7.747	0.295	0.912
	RF	3.289	0.873	0.966
	MB_HEC-HMS	7.554	0.329	0.959
	RF_HEC-HMS	2.720	0.913	0.992
II	HEC-HMS	1.12	0.927	0.963
	MB	4.051	0.041	0.493
	RF	1.609	0.849	0.998
	MB_HEC-HMS	1.929	0.142	0.891
	RF_HEC-HMS	1.256	0.908	0.999
III	HEC-HMS	2.662	0.904	0.968
	MB	6.662	0.399	0.786
	RF	1.985	0.947	0.990
	MB_HEC-HMS	6.622	0.399	0.786
	RF_HEC-HMS	1.950	0.949	0.991

VI.6. Modélisation pluie-débit journalière

VI.6.1. Pluie-débit à l'aide de HEC-HMS

Dans ce chapitre, la méthode CN du Sol Conservation Service (SCS) est utilisée pour calculer les pertes par infiltration dans le bassin d'étude, du type de sol et l'occupation du sol. 70% des données ont été utilisé pour le calibrage et 30% pour la validation. Les résultats simulés lors de calibration et de validation sont présentés dans la figure VI.9 et le tableau VI.5. L'efficacité du modèle est évaluée à l'aide des paramètres statistiques, à savoir l'RMSE, NSE et R. les résultats obtenus montrent respectivement, les grandeurs (12,29, -0,42 et 0,68) pour la phase calibration, et (11,96, -1,60 et 0,50) pour la phase validation. Les performances du modèle semi-distribué ne sont pas jugées satisfaisantes.

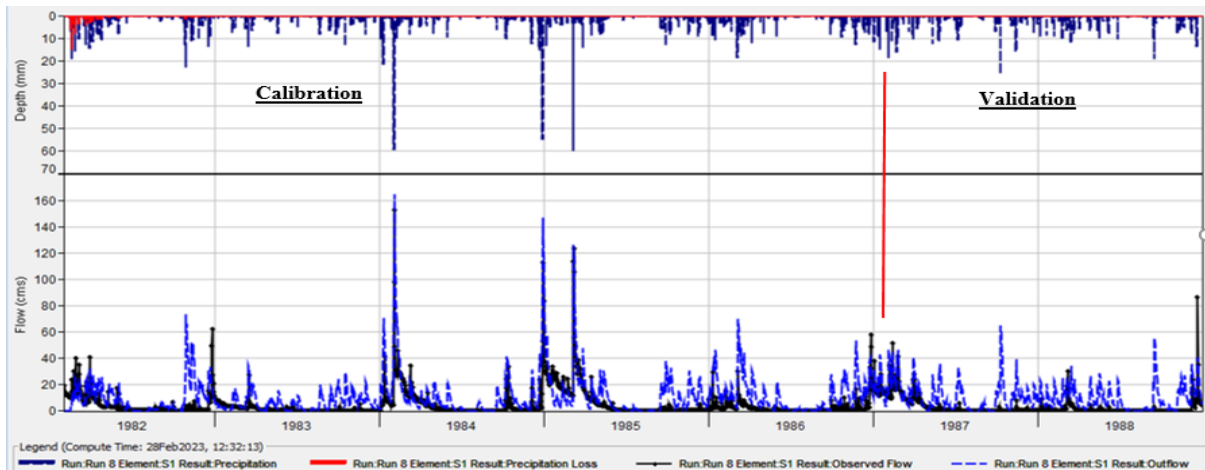


Figure VI.9. Calibration du modèle HEC-HMS durant la période 1982-1988

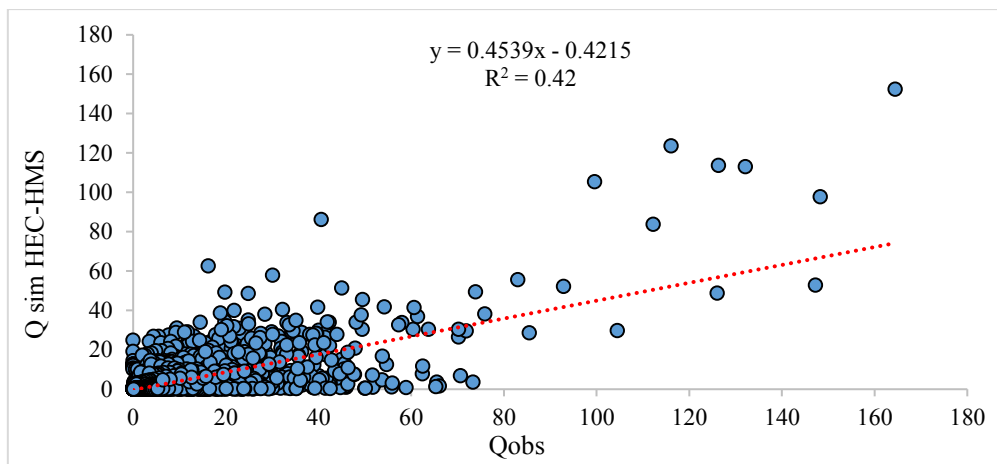


Figure VII.10. Calibration du modèle HEC-HMS durant la période 1982-1988

VI.6.2. Pluie-débit à l'aide des algorithmes d'apprentissage automatique

Le tableau VI.5 représente les résultats finaux des cinq modèles utilisés dans cette étude. Les performances du modèle HEC-HMS n'ont pas été satisfaisantes pour simuler le débit écoulé à la station de Tassadane par rapport aux modèles forêt aléatoire (FA) et Bagging. Les modèles fusionnant la sortie du modèle HEC-HMS avec le FA et le MB donnent les meilleures performances et augmentent clairement la précision du modèle.

Selon les critères d'évaluation statistiques appliqués, nous avons observé que la forêt aléatoire (FA) avait une très bonne capacité prédictive en termes de comparaison des coefficients de corrélation (R) et de Nash (NSE) élevés un RMSE plus bas. On a observé ainsi que les performances du modèle MB avaient également une bonne prédiction pour une corrélation $R = 0,78$ par rapport au modèle HEC-HMS. De plus, l'intégration de la sortie du modèle HEC-HMS avec le modèle Bagging et la forêt aléatoire a donné une amélioration remarquable, en particulier dans le modèle Bagging.

Tableau VI.5. Meilleures combinaisons des modèles pendant les phases d'apprentissage et de test

Modèles	Station Tassadane (Bassin 1)					
	Apprentissage 70%			Test 20%		
	RMSE	NSE	R	RMSE	NSE	R
HEC-HMS	12.29	-0.42	0.687	11.96	-1.60	0.50
MB	6.79	0.56	0.654	5.09	0.52	0.74
RF	2.95	0.92	0.968	2.21	0.91	0.965
MB_HEC-HMS	5.18	0.747	0.867	4.45	0.655	0.827
RF_HEC-HMS	2.42	0.945	0.977	2.02	0.925	0.975

La figure VI.11 présentée ci-dessus montre des nuages de points pour les données observées et simulées, Cela confirme que RF_HEC-HMS et RF ont surpassé les autres modèles, y compris MB et HEC-HMS. Ce résultat est conforme aux critères d'évaluation présentés dans le tableau VI.5.

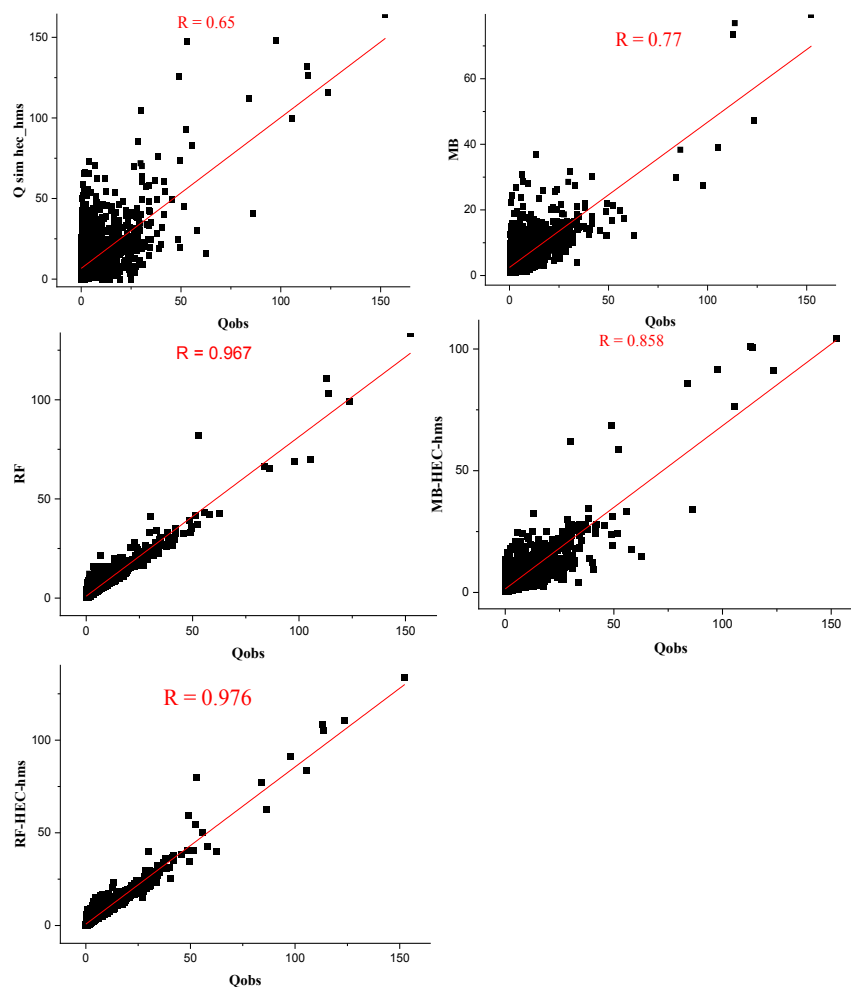


Figure VI.11. Nuages de points pour les valeurs observées et prévues

Figure VI.12 représente la forme et la largeur du violon pour les cinq modèles utilisés dans cette étude. Les résultats de modèle RF_HEC-HMS est approximativement égal au débit observé pour la phase d'apprentissage et la phase de test, ce qui indique une plus grande précision de ce modèle, suivi par les modèles RF, MB_HEC-HMS, MB. Le modèle HEC-HMS n'a pas donné des résultats satisfaisant pour le bassin versant, les paramètres (RMSE, NSE, R) sont médiocres et indique que le modèle HEC-HMS n'est pas en mesure de répondre aux données d'apprentissage et ne sont pas capable de les rapprochés.

Le diagramme de Taylor (Figure VI.13) montre que les résultats obtenus par le modèle RF_HEC-HMS est approximativement égal au débit observé pour les deux phases (Apprentissage, Test), suivi par les modèles RF, MB_HEC-HMS, MB. Le modèle HEC-HMS n'a pas donné des résultats satisfaisant pour le bassin versant, les paramètres (RMSE, NSE, R) sont médiocres par rapport les autres modèles.

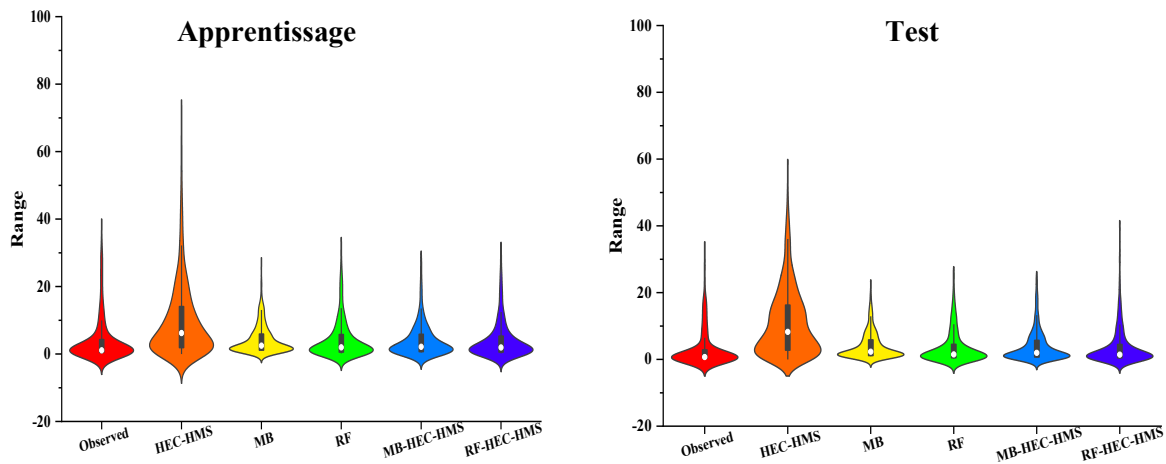


Figure VI.12. Diagramme de violon de différents modèles d'apprentissage automatique appliqués

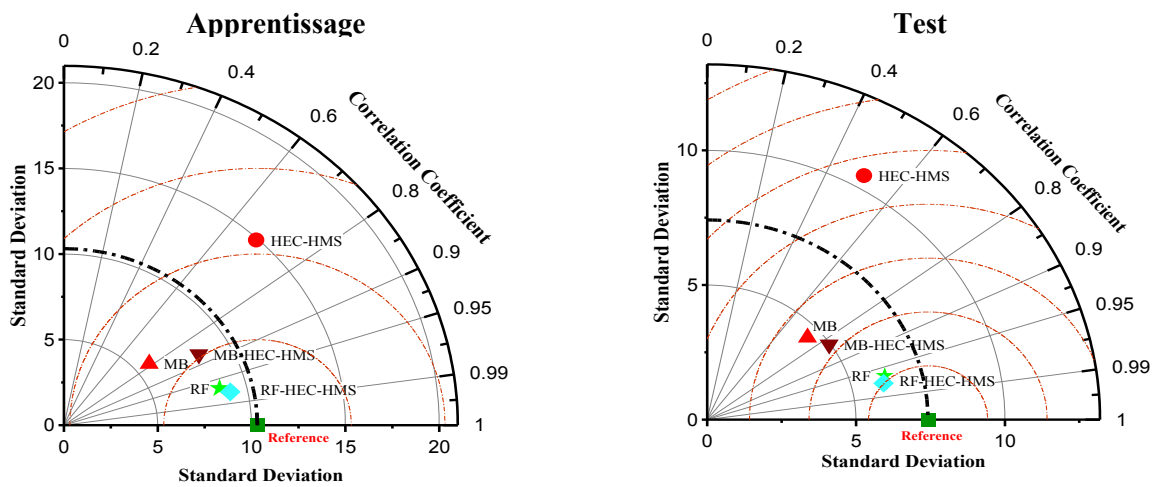


Figure VI.13. Diagrammes de Taylor affichant une comparaison statistique des cinq modèles appliqués (phases d'apprentissage et de test)

Le tracé graphique de débit simulé pour les phases d'apprentissage et la validation est illustré à la figure VI.14.

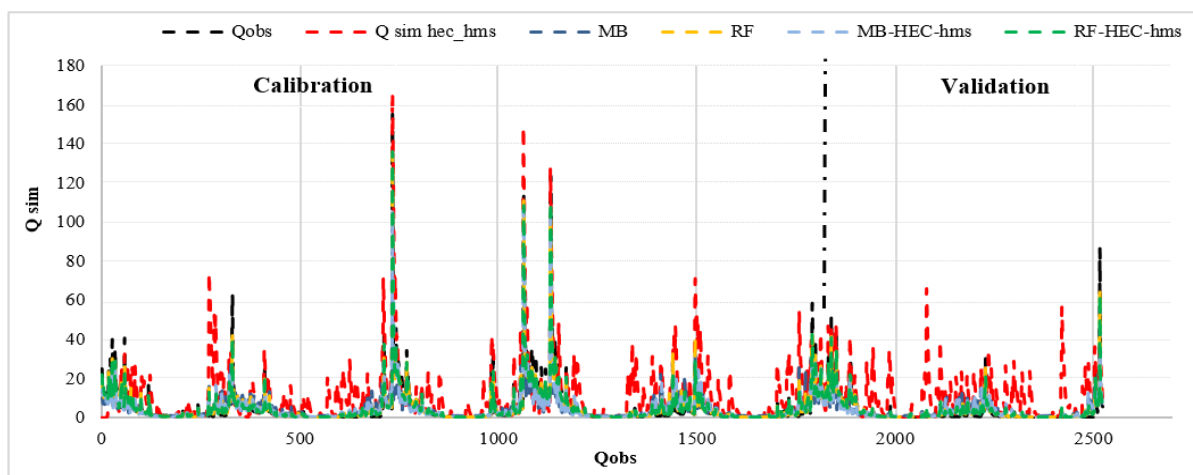


Figure VI.14. Comparaison entre le débit observé et simulés pour les cinq modèles

Conclusion

Dans ce chapitre, la simulation du débit dans le sous bassin versant (SB1) de Beni Haroun est modélisée à l'aide d'un modèle semi-distribué HEC-HMS et un modèle hybride qui intègre les sorties d'un modèle semi distribués dans des algorithmes d'apprentissage automatique. Le modèle HEC-HMS est développé en utilisant les paramètres du model numérique de terraine (MNT), type de sol et l'occupation du sol. Les résultats obtenus montrent que les performances du modèle HEC-HMS à l'échelle de crue été satisfaisantes pour simuler les débits de pointe. Le débit de pointe simulé très proche de celui observé dans la station de Tassadane. De plus, le pouvoir prédictif des modèles Forêt Aléatoire (RF) et Bagging (MB), ainsi que les modèles hybrides (MB_HEC-HMS et RF_HEC-HMS) apparaît bien stable pour les prédictions de débit liquide via la transformation pluie-débit.

À l'échelle journalier les résultats obtenus montrent que les performances du modèle HEC-HMS n'ont pas été satisfaisantes pour simuler le relation pluie-débit à la station de Tassadane, par rapport aux modèles Forêt Aléatoire (FA) et Bagging (MB). De plus, l'intégration de la sortie du modèle HEC-HMS avec le modèle Bagging (MB) et la forêt aléatoire (FA) a donné une amélioration remarquable, en particulier dans le modèle Bagging.

Les performances des modèles hybrides (RF_HEC-HMS) et MB_HEC-HMS sont meilleures que les modèles RF, MB et le modèle semi-distribué HEC-HMS pour simuler les débits journaliers. Ce modèle hybride développé peut être utilisé pour évaluer des études avancées sur le contrôle et la gestion des inondations dans les bassins mal-gaugés, pour une meilleure gestion durable des risques d'inondation.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion générale

L'érosion des sols est un problème grave qui menace les terres agricoles et réduit le stockage de l'eau dans le bassin versant du barrage de Beni Haroun. La méthodologie appliquée dans cette étude a montré une forte capacité à estimer les pertes en sol et à identifier les zones critiques à travers des modèles RUSLE et EPM. La prévision de la charge sédimentaire par le l'intelligence artificiel, a été examinée en appliquant différentes combinaisons d'entrée comportant des débits liquides (Ql) et des débits solides (Qs). En outre, un modèle semi-distribué développé à l'aide de HEC-HMS intégré avec les algorithmes de l'apprentissage automatique a été utilisé pour la modélisation pluie-débit du bassin versant de Beni Haroun à l'échelle journalière et lors des phases de crue.

La combinaison des différents facteurs qui comportent les équations RUSLE et EPM ont aboutis à des cartes finales des pertes moyennes de sol par érosion hydrique, ainsi que la répartition spatiale de l'intensité d'érosion dans le bassin d'étude. RUSLE a estimé la moyenne annuelle de l'érosion du sol à 17,5 ($t\ ha^{-1}\ an^{-1}$), tandis que l'EPM a également estimé une moyenne annuelle à 18,24 ($t\ ha^{-1}\ an^{-1}$) respectivement.

À partir des données bathymétriques du Barrage de Beni Haroun, une comparaison a été effectuée entre le relevé topographique de 2003 et le levé bathymétrique de 2013. Les résultats de cette analyse ont révélé un taux annuel d'envasement estimé à environ 83 hm^3 durant une période de 10 ans, ce qui équivaut à 7,826 % de sa capacité initiale. Il convient de souligner que les résultats obtenus à partir du levé bathymétrique se rapprochent considérablement des valeurs issues des modèles RUSLE et EPM, lesquelles sont respectivement de 17,5 ($t\ ha^{-1}\ an^{-1}$) et 16,29 ($t\ ha^{-1}\ an^{-1}$). Cette convergence renforce la fiabilité des données issues du levé bathymétrique et appuie la cohérence des modèles de prédiction utilisés.

L'analyse des cartes bathymétriques distinctes a révélé des variations dans la profondeur de l'eau, avec des écarts entre les niveaux les plus bas et les plus élevés. En 2003, ces profondeurs variaient de 0 m à 86.16 m, tandis qu'en 2013, elles s'étendaient de 0 m à 67 m. Les cartes bathymétriques ont clairement indiqué que la profondeur maximale du barrage de Beni Haroun était de 86.16 m d'après l'étude topographique de 2003, et de 67 m d'après l'enquête bathymétrique de 2013. Cette observation témoigne d'une réduction de la profondeur du barrage de Beni Haroun de 19.16 m sur une période de 10 ans, de 2003 à 2013. En fin de compte, cette diminution représente une baisse de 22,22 % de la profondeur maximale du barrage pendant une période de 10 ans.

La charge sédimentaire peut aider à orienter le développement et la gestion durable des réservoirs et des barrages de stockage. Dans cette étude, nous avons appliqué des algorithmes de l'apprentissage automatique (ML) avancés basés sur des arbres de décision informatiques, notamment RTree, RCommitte, Kstar et RF, pour prédire la charge sédimentaire journalière. La performance des modèles a été évaluée en utilisant l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE), le coefficient de détermination (R^2), le diagramme de Taylor et le diagramme de Violine. Nos résultats sont résumés comme suit : les modèles RTree et RCommitte ont surpassé les autres modèles appliqués lorsque les variables QI (t-1), ce qui implique une combinaison de temps de latence d'un jour pour la prédiction SSL. De plus, les modèles Kstar et RF ont obtenu de meilleurs résultats lorsque QI (t-3), ce qui implique une combinaison de temps de latence de trois jours pour la prédiction Qs. Le modèle d'ensemble RTree et Rcommitte a été identifié comme le meilleur modèle. Les résultats obtenus montrent que l'approche de modélisation d'ensemble est une alternative robuste et prometteuse à la prévision unique de Qs qui devrait être étudiée plus avant avec différents ensembles de données provenant d'autres régions du monde.

Les performances du modèle HEC-HMS n'ont pas été satisfaisantes pour modéliser le processus pluie-débit au pas de temps journalier par rapport au modèle forêt aléatoire et Baggin. Les modèles fusionnant la sortie du modèle HEC-HMS avec le RF et le MB offrent vraiment les meilleures performances et augmentent la précision du modèle. Selon les critères d'évaluation statistiques, nous avons observés que la forêt aléatoire (RF) avait une très bonne capacité prédictive en terme de comparaison du R, NSE et en ayant le RMSE le plus bas. Nous avons observé ainsi que les performances du modèle MB avaient également une bonne prédiction $R = 0,78$ par rapport à HEC-HMS. De plus, l'intégration de la sortie du modèle HEC-HMS avec le modèle Bagging et la forêt aléatoire a donné une amélioration remarquable, en particulier dans le modèle Bagging.

Finalement nous pourrions dire que cette étude nous a renseigné sur l'importance de la SIG, la télédétection, l'analyse des données bathymétrique et les modèles de l'intelligence artificiel afin d'appréhender la phénomène d'érosion, la relation débit liquide débit solide et la relation pluie-débit dans le bassin versant de Beni Haroun.

Comme perspectives, nous proposons :

- L'amélioration de la disponibilité et de la qualité des données d'entrée, telles que les précipitations, la topographie, la couverture végétale, le type de sol, etc. Contribuerait à une meilleure précision des estimations de perte de sol.
- Utilisé les modèles de l'intelligence artificiel pour améliorer les données d'entrées et l'utilisation des hybridations des modèles pour augmenter la transparence du modèle.
- Augmenter le nombre de levé bathymétrique afin de bien contrôler le phénomène et de rapprocher au maximum possible des résultats réels.
- Introduire d'autres paramètres hydroclimatiques à l'entrée des modèles, ce qui influence directement sur la performance des résultats obtenus pour la relation pluie débit, tels que la température, l'évapotranspiration et l'humidité.

RÉFÉRENCE BIBLIOGRAPHIQUES

Références bibliographiques

- Abbaspour, K. C., Yang, J., Maximov, I., Siber, R., Bogner, K., et al. 2007. Modelling hydrology and water quality in the pre-alpine/alpine Thur watershed using SWAT. *Journal of Hydrology*, 333(2–4): 413–430.
- Abda, Z., Zerouali, B., Alqurashi, M., Chettih, M., Santos, C.A.G., Hussein, E.E., 2021. Suspended sediment load simulation during flood events using intelligent systems: A case study on semiarid regions of Mediterranean basin. *Water* 13, 3539.
- Abdulkareem, J. H., Pradhan, B., Sulaiman, W. N. A., & Jamil, N. R. 2018. Review of studies on hydrological modelling in Malaysia. *Modeling Earth Systems and Environment*, 4(4): 1577–1605.
- AbdulWahab, F., 2019. Building a Model for the Risk of water Erosion in Kifri Basin by the Use of Fuzzy Logic. *Journal of Tikrit university for humanities*-257–281 .
- Ahmed, A., Adil, D., Hasna, B., Elbachir, A., Lazaar, R., 2019. Using EPM Model and GIS for Estimation of Soil Erosion in Souss Basin, Morocco. *Turkish Journal of Agriculture-Food Science and Technology* 7, 1228–1232.
- Ahn, K.-H., Steinschneider, S., 2019. Time-varying, nonlinear suspended sediment rating curves to characterize trends in water quality: An application to the Upper Hudson and Mohawk Rivers, New York. *Hydrological Processes* 33, 1865–1882.
- Al Braiki, B., Harous, S., Zaki, N., & Alnajjar, F. 2020. Artificial intelligence in education and assessment methods. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(5): 1998–2007.
- Al Karkouri, J., 2003. Dégénération du milieu naturel dans le bassin de Beni Boufrah (Rif Central-Maroc): analyse des facteurs et des processus, essai de quantification et modélisation spatiale. These doctorat d'État, université Mohamed V, Rabat, faculté des lettres, Rabat.
- Ali, U., Ali, S.A., 2014. Analysis of drainage morphometry and watershed prioritization of Romushi-Sasar catchment, Kashmir Valley, India using remote sensing and GIS technology. *International Journal of Advanced Research* 2, 5–23.
- Al-Juboori, A.M., 2022. Solving complex rainfall-Runoff processes in semi-arid regions using hybrid heuristic model. *Water Resources Management* 36, 717–728.
- Andro, L. 2019. Modélisation hydrologique SWAT du bassin versant de la Charente: Du traitement des données au calage du modèle. PhD Thesis, MASTER2 Sciences de l'eau-Hydro3.
- Angima, S.D., Stott, D.E., O'neill, M.K., Ong, C.K., Weesies, G.A., 2003. Soil erosion prediction using RUSLE for central Kenyan highland conditions. *Agriculture, ecosystems & environment* 97, 295–308.

- Arabameri, A., Seyed Danesh, A., Santosh, M., Cerda, A., Chandra Pal, S., Ghorbanzadeh, O., Roy, P., Chowdhuri, I., 2022. Flood susceptibility mapping using meta-heuristic algorithms. *Geomatics, Natural Hazards and Risk* 13, 949–974.
- Arnáez, J., Lana-Renault, N., Lasanta, T., Ruiz-Flaño, P., Castroviejo, J., 2015. Effects of farming terraces on hydrological and geomorphological processes. A review. *Catena* 128, 122–134.
- Arnold, J. G., Srinivasan, R., Muttiah, R. S., & Williams, J. R. 1998. Large area hydrologic modeling and assessment part I: Model development 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 34(1): 73–89.
- Badescu, V. 2008. Modeling solar radiation at the earth's surface. SpringerVerlag, Berlin/Heidelberg.
- Bagherzadeh, A., 2014. Estimation of soil losses by USLE model using GIS at Mashhad plain, Northeast of Iran. *Arabian Journal of Geosciences* 7, 211–220.
- Bahrami, S., Wigand, E., 2018. Daily streamflow forecasting using nonlinear echo state network. *Int. J. Adv. Res. Sci. Eng. Technol* 5, 3619–3625.
- Balasubramanian, A., 2017. Soil erosion—causes and effects. Centre for Advanced Studies in Earth Science, University of Mysore, Mysore.
- Baniya, M.B., Asaeda, T., KC, S., Jayashanka, S.M., 2019. Hydraulic parameters for sediment Transport and prediction of suspended sediment for Kali Gandaki River basin, Himalaya, Nepal. *Water* 11, 1229.
- Beg, A.A.F., 2015. Morphometric toolbox: a new technique in basin morphometric analysis using ArcGIS. *Glob J Earth Sci Eng* 2, 21–30.
- Behera, M., Sena, D.R., Mandal, U., Kashyap, P.S., Dash, S.S., 2020. Integrated GIS-based RUSLE approach for quantification of potential soil erosion under future climate change scenarios. *Environmental Monitoring and Assessment* 192, 1–18.
- Berthier, C.-H. 2005. Quantification des incertitudes des débits calculés par un modèle pluie-débit empirique. Université Paris Sud XI, Paris.
- Bou-imajjane, L., Belfoul, M.A., Elkadiri, R., Stokes, M., 2020. Soil erosion assessment in a semi-arid environment: a case study from the Argana Corridor, Morocco. *Environmental Earth Sciences* 79, 1–14.
- Brahim, B., Boudad Larbi, P., Dridri Abdallah, P., Driss, S., 2016. Utilisation Du Sig Dans L'analyse Morphométrique Et La Prioritisation Des Sous-Bassins Versants De Oued Inaouene (Nord-Est Du Maroc). *European Scientific Journal* 12.
- Breiman, L., 1996. Bagging predictors. *Machine learning* 24, 123–140.

- Brown, C.M., Lund, J.R., Cai, X., Reed, P.M., Zagona, E.A., Ostfeld, A., Hall, J., Characklis, G.W., Yu, W., Brekke, L., 2015. The future of water resources systems analysis: Toward a scientific framework for sustainable water management. *Water resources research* 51, 6110–6124.
- Bui, D.T., Khosravi, K., Tiefenbacher, J., Nguyen, H., Kazakis, N., 2020. Improving prediction of water quality indices using novel hybrid machine-learning algorithms. *Science of the Total Environment* 721, 137612.
- Casenave, A., Valentin, C., 1989. Les états de surface de la zone sahéenne: influence sur l'infiltration.
- Castro, C.V., Maidment, D.R., 2020. GIS preprocessing for rapid initialization of HEC-HMS hydrological basin models using web-based data services. *Environmental Modelling & Software* 130, 104732.
- Caviedes-Voullième, D., García-Navarro, P., Murillo, J., 2012. Influence of mesh structure on 2D full shallow water equations and SCS Curve Number simulation of rainfall/runoff events. *Journal of hydrology* 448, 39–59.
- Chaaouan, J., Faleh, A., Sadiki, A., Mesrar, H., 2013. Télédétection, sig et modélisation de l'érosion hydrique dans le bassin versant de l'oued amzaz, rif central. *Revue française de photogrammétrie et de télédétection* 203, 19–25.
- Chafai, A., Brahim, N., Shimi, N.S., 2020. Mapping of water erosion by GIS/RUSLE approach: watershed Ayda river—Tunisia study. *Arabian Journal of Geosciences* 13, 1–14.
- Chipman, J.W., Lillesand, T.M., Schmaltz, J.E., Leale, J.E., Nordheim, M.J., 2004. Mapping lake water clarity with Landsat images in Wisconsin, USA. *Canadian journal of remote sensing* 30, 1–7.
- Choayb, M. 2016. MODELISATION PLUIE-DEBIT PAR LE LOGICIEL "HEC-HMS" DE SOUS-BASSIN VERSANT L'OUED SAHEL. PhD Thesis, UNIVERSITE DE MOHAMED BOUDIAF M'SILA FACULTE DE TECHNOLOGIE.
- Choi, S., Hur, J., 2020. An ensemble learner-based bagging model using past output data for photovoltaic forecasting. *Energies* 13, 1438.
- Choubin, B., Moradi, E., Golshan, M., Adamowski, J., Sajedi-Hosseini, F., Mosavi, A., 2019. An ensemble prediction of flood susceptibility using multivariate discriminant analysis, classification and regression trees, and support vector machines. *Science of the Total Environment* 651, 2087–2096.
- Chu, X., Steinman, A., 2009. Event and continuous hydrologic modeling with HEC-HMS. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 135, 119–124.
- Cleary, J.G., Trigg, L.E., 1995. K*: An Instance-based Learner Using an Entropic Distance Measure. *Mach. Learn. Proc.* 1995 108–114. <https://doi.org/10.1016/b978-1-55860-377-6.50022-0>.

- Devia, G. K., Ganasri, B. P., & Dwarakish, G. S. 2015. A review on hydrological models. *Aquatic Procedia*, 4: 1001–1007.
- Dewan, T.H., 2015. Societal impacts and vulnerability to floods in Bangladesh and Nepal. *Weather and Climate Extremes* 7, 36–42.
- Dhami, B. S., & Pandey, A. 2013. Comparative review of recently developed hydrologic models. *J. Indian Water Resour. Soc*, 33(3): 34–41.
- Dietterich, T.G., 2000. Ensemble methods in machine learning, in: *Multiple Classifier Systems: First International Workshop, MCS 2000 Cagliari, Italy, June 21–23, 2000 Proceedings 1*. Springer, pp. 1–15.
- Douglas-Mankin, K. R., Srinivasan, R., & Arnold, J. G. 2010. Soil and Water Assessment Tool (SWAT) model: Current developments and applications. *Transactions of the ASABE*, 53(5): 1423–1431.
- Douvinet, J., 2006. Intérêts et limites des données «CatNat» pour un inventaire des inondations. L'exemple des «crues rapides» liées à de violents orages (Bassin Parisien, Nord de la France). *Norois* 201, 17–30.
- Dragičević, N., Karleuša, B., Ožanić, N., 2016. A review of the Gavrilović method (Erosion Potential Method) application. *Građjevinar: časopis Hrvatskog saveza građevinskih inženjera* 68, 715.
- Dwarakish, G. S., & Ganasri, B. P. 2015. Impact of land use change on hydrological systems: A review of current modeling approaches. *Cogent Geoscience*, 1(1): 1115691.
- Efthimiou, N., Lykoudi, E., Karavitis, C., 2017. Comparative analysis of sediment yield estimations using different empirical soil erosion models. *Hydrological Sciences Journal* 62, 2674–2694.
- Efthimiou, N., Lykoudi, E., Panagoulia, D., Karavitis, C., 2016. Assessment of soil susceptibility to erosion using the EPM and RUSLE Models: the case of Venetikos River Catchment. *Global NEST Journal* 18, 164–179.
- Elmehdi, M. S. M., Nadia, M. K., Ahmed, M. T., Nabil, M. L., & Said, M. R. n.d. *Mémoire de fin d'études intitulé*.
- Fatichi, S., Vivoni, E. R., Ogden, F. L., Ivanov, V. Y., Mirus, B., et al. 2016. An overview of current applications, challenges, and future trends in distributed process-based models in hydrology. *Journal of Hydrology*, 537: 45–60.
- Fleming, S.W., Goodbody, A.G., 2019. A machine learning metasystem for robust probabilistic nonlinear regression-based forecasting of seasonal water availability in the US west. *IEEE Access* 7, 119943–119964.
- Fournier, A., 1990. *Phénologie, croissance et production végétales dans quelques savanes d'Afrique de l'Ouest* (PhD Thesis). Université de Paris 6.

- Gajbhiye, S., Mishra, S.K., Pandey, A., 2014. Prioritizing erosion-prone area through morphometric analysis: an RS and GIS perspective. *Applied Water Science* 4, 51–61.
- Gala, Y., Fernández, Á., Díaz, J., & Dorronsoro, J. R. 2016. Hybrid machine learning forecasting of solar radiation values. *Neurocomputing*, 176: 48–59.
- Ganasri, B.P., Ramesh, H., 2016. Assessment of soil erosion by RUSLE model using remote sensing and GIS-A case study of Nethravathi Basin. *Geoscience Frontiers* 7, 953–961.
- Gassman, P. W., Sadeghi, A. M., & Srinivasan, R. 2014. Applications of the SWAT model special section: Overview and insights. *Journal of Environmental Quality*, 43(1): 1–8.
- Gavrilovic, Z., 1988. Use of an Empirical Method (Erosion Potential Method) for Calculating Sediment Production and Transportation in Unstudied or Torrential Streams, in: *International Conference on River Regime*. Hydraulics Research Limited, Wallingford, Oxon UK. 1988. p 411-422, 5 Fig, 4 Tab, 8 Ref.
- Gebre, S. L. 2015. Application of the HEC-HMS model for runoff simulation of Upper Blue Nile River Basin. *Hydrology: Current Research*, 6(2): 1.
- Ghimire, S., Yaseen, Z.M., Farooque, A.A., Deo, R.C., Zhang, J., Tao, X., 2021. Streamflow prediction using an integrated methodology based on convolutional neural network and long short-term memory networks. *Scientific Reports* 11, 17497.
- Gholami, V., Khaleghi, M.R., 2021. A simulation of the rainfall-runoff process using artificial neural network and HEC-HMS model in forest lands. *Journal of Forest Science* 67, 165–174.
- Ghosal, K., Bhattacharya, S.D., 2020. A Review of RUSLE Model. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 48, 689–707.
- Gleick, P. H. 1986. Methods for evaluating the regional hydrologic impacts of global climatic changes. *Journal of Hydrology*, 88(1–2): 97–116.
- Golabi, M.R., Radmanesh, F., 2020. A new approach to the allocation of the blue water footprint of reservoirs using fuzzy AHP model. *Modeling Earth Systems and Environment* 6, 793–797.
- Gosain, A. K., Mani, A., & Dwivedi, C. 2009. Hydrological Modelling-Literature Review. *Advances in Fluid Mechanics*, 339: 63–70.
- Govers, G., Everaert, W., Poesen, J., Rauws, G., De Ploey, J., Lantier, J.P., 1990. A long flume study of the dynamic factors affecting the resistance of a loamy soil to concentrated flow erosion. *Earth Surface Processes and Landforms* 15, 313–328.
- Grimaldi, S., Petroselli, A., Tauro, F., Porfiri, M., 2012. Temps de concentration: un paradoxe dans l'hydrologie moderne. *Hydrological Sciences Journal* 57, 217–228.
- Guo, W.-D., Chen, W.-B., Yeh, S.-H., Chang, C.-H., Chen, H., 2021. Prediction of river stage using multistep-ahead machine learning techniques for a tidal river of Taiwan. *Water* 13, 920.

- Haan, C.T., Barfield, B.J., Hayes, J.C., 1994. Design hydrology and sedimentology for small catchments. Elsevier.
- Hafied, Y., Marouf, N., Bouziane, M.T., Remini, B., Lubomir, S., 2019. Load Sediments Quantification In Algerian North-West Basins By Ann (Artificial Neurons Network) Method. *Geoscience Engineering* 65, 1–17.
- Halwatura, D., Najim, M.M.M., 2013. Application of the HEC-HMS model for runoff simulation in a tropical catchment. *Environmental modelling & software* 46, 155–162.
- Hamdan, A.N.A., Almuktar, S., Scholz, M., 2021. Rainfall-runoff modeling using the hec-hms model for the al-adhaim river catchment, northern iraq. *Hydrology* 8, 58.
- Hasanuzzaman, M., Islam, A., Bera, B., Shit, P.K., 2022. A comparison of performance measures of three machine learning algorithms for flood susceptibility mapping of river Silabati (tropical river, India). *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 127, 103198.
- Hasanuzzaman, M., Islam, A., Bera, B., Shit, P.K., 2022. A comparison of performance measures of three machine learning algorithms for flood susceptibility mapping of river Silabati (tropical river, India). *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 127, 103198.
- Hipel, K.W., McLeod, A.I., 1994. Time series modelling of water resources and environmental systems. Elsevier.
- Hussein, E. A., Thron, C., Ghaziasgar, M., Bagula, A., & Vaccari, M. 2020. Groundwater prediction using machine-learning tools. *Algorithms*, 13(11): 300.
- Ismael, O., Joseph, S., Patrick, K.H., 2017. HEC-HMS model for runoff simulation in Ruiru reservoir watershed. *American Journal of Engineering Research (AJER)* 6, 1–7.
- Jasinski, M.F., 1990. Sensitivity of the normalized difference vegetation index to subpixel canopy cover, soil albedo, and pixel scale. *Remote Sensing of Environment* 32, 169–187.
- Jayawardena, S., Dharshika, T., Herath, R., 2017. Observed climate trends, future climate change projections and possible impacts for Sri Lanka. ‘. Neela Haritha’the Climate Change Magazine of Sri Lanka 2, 144–151.
- Jimeno-Sáez, P., Martínez-España, R., Casali, J., Pérez-Sánchez, J., Senent-Aparicio, J., 2022. A comparison of performance of SWAT and machine learning models for predicting sediment load in a forested Basin, Northern Spain. *Catena* 212, 105953.
- Jimeno-Sáez, P., Martínez-España, R., Casali, J., Pérez-Sánchez, J., Senent-Aparicio, J., 2022. A comparison of performance of SWAT and machine learning models for predicting sediment load in a forested Basin, Northern Spain. *Catena* 212, 105953.

- Kateb, Z., Bouchelkia, H., Benmansour, A., Belarbi, F., 2020. Sediment transport modeling by the SWAT model using two scenarios in the watershed of Beni Haroun dam in Algeria. *Arabian Journal of Geosciences* 13, 1–17.
- Khan, A.N., 2011. Analysis of flood causes and associated socio-economic damages in the Hindukush region. *Natural hazards* 59, 1239–1260.
- Khan, M.Y.A., Tian, F., Hasan, F., Chakrapani, G.J., 2019. Artificial neural network simulation for prediction of suspended sediment concentration in the River Ramganga, Ganges Basin, India. *International journal of sediment research* 34, 95–107.
- Khedri, A., Kalantari, N., Vadiati, M., 2020. Comparison study of artificial intelligence method for short term groundwater level prediction in the northeast Gachsaran unconfined aquifer. *Water Supply* 20, 909–921.
- Khosravi, K., Cooper, J.R., Daggupati, P., Pham, B.T., Bui, D.T., 2020. Bedload transport rate prediction: Application of novel hybrid data mining techniques. *Journal of Hydrology* 585, 124774.
- Khosravi, K., Khozani, Z.S., Mao, L., 2021. A comparison between advanced hybrid machine learning algorithms and empirical equations applied to abutment scour depth prediction. *Journal of Hydrology* 596, 126100.
- Khosravi, K., Mao, L., Kisi, O., Yaseen, Z.M., Shahid, S., 2018. Quantifying hourly suspended sediment load using data mining models: case study of a glacierized Andean catchment in Chile. *Journal of Hydrology* 567, 165–179.
- Lienou, G., 2007. Impacts de la variabilité climatique sur les ressources en eau et les transports de matières en suspension de quelques bassins versants représentatifs au Cameroun.
- Mantey, J., Tohidi, H., Shabaniyan, H., 2022. Demystifying the Relationship Between River Discharge and Suspended Sediment Using Exploratory Analysis and Deep Neural Network Algorithms.
- Mantey, J., Tohidi, H., Shabaniyan, H., 2022. Demystifying the Relationship Between River Discharge and Suspended Sediment Using Exploratory Analysis and Deep Neural Network Algorithms.
- Marouf, N., 2012. Etude de la qualité des eaux et transport solide dans le barrage de beni-haroun (mila) son impact sur l'environnement de la région (PhD Thesis). Université Mohamed Khider–Biskra.
- Marouf, N., Remini, B., 2011. Temporal Variability in Sediment Concentration and Hysteresis in the Wadi Kebir Rhumel Basin of Algeria. *HKIE Transactions* 18, 13–21.
- Marouf, N., Remini, B., 2019. Impact study of Beni-Haroun dam on the environmental and socio-economic elements in Kébir-Rhumel basin, Algeria. *Journal of Water and Land Development*.

- Mazour, M., Roose, E., 2002. Influence de la couverture végétale sur le ruissellement et l'érosion des sols sur parcelles d'érosion dans les bassins versants du Nord-ouest de l'Algérie. *Bull Réseau Erosion* 21, 320–330.
- McCool, D.K., Brown, L.C., Foster, G.R., Mutchler, C.K., Meyer, L.D., 1987. Revised slope steepness factor for the Universal Soil Loss Equation. *Transactions of the ASAE* 30, 1387–1396.
- McCool, D.K., Foster, G.R., Mutchler, C.K., Meyer, L.D., 1989. Revised slope length factor for the Universal Soil Loss Equation. *Transactions of the ASAE* 32, 1571–1576.
- Meddi, M., Toumi, S., 2015. Spatial variability and cartography of maximum annual daily rainfall under different return periods in Northern Algeria. *Journal of Mountain Science* 12, 1403–1421.
- Meenu, R., Rehana, S., & Mujumdar, P. P. 2013. Assessment of hydrologic impacts of climate change in Tunga–Bhadra river basin, India with HEC-HMS and SDSM. *Hydrological Processes*, 27(11): 1572–1589.
- Mekerta, B., Semcha, A., Rahmani, F., Troalen, J.P., 2008. Erosion spécifique et caractérisation de la résistance au cisaillement des sédiments du barrage de Fergoug. *Xèmes Journées Nationales Génie Civil–Génie Côtier* 1, 14–15.
- Mewes, B., Oppel, H., Marx, V., Hartmann, A., 2020. Information-based machine learning for tracer signature prediction in karstic environments. *Water Resources Research* 56, e2018WR024558.
- Mokhtari, E.H., 2017. Impact De L'érosion Hydrique Sur L'envasement Du Barrage Ghrib (Phd Thesis). Remini Boualem; Hamoudi Saeed Abdelaamir.
- Moore, I.D., Burch, G.J., 1986. Physical basis of the length-slope factor in the universal soil loss equation. *Soil Science Society of America Journal* 50, 1294–1298.
- Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D., Veith, T.L., 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE* 50, 885–900.
- Nakato, T., 1990. Tests of selected sediment-transport formulas. *Journal of Hydraulic Engineering* 116, 362–379.
- Narayana Reddy, B.S., Pramada, S.K., 2022. A hybrid artificial intelligence and semi-distributed model for runoff prediction. *Water Supply* 22, 6181–6194.
- Natarajan, S., Radhakrishnan, N., 2020. An integrated hydrologic and hydraulic flood modeling study for a medium-sized ungauged urban catchment area: A case study of Tiruchirappalli City Using HEC-HMS and HEC-RAS. *Journal of The Institution of Engineers (India): Series A* 101, 381–398.
- Neboit, R., 1991. *L'homme et l'érosion*. Presses Univ Blaise Pascal.

- Neitsch, S. L., Arnold, J. G., Kiniry, J. R., & Williams, J. R. 2011. Soil and water assessment tool theoretical documentation version 2009. Texas Water Resources Institute.
- Nguyen, D. T., & Chen, S.-T. 2020. Real-time probabilistic flood forecasting using multiple machine learning methods. *Water*, 12(3): 787.
- Nguyen, D.T., Chen, S.-T., 2020. Real-time probabilistic flood forecasting using multiple machine learning methods. *Water* 12, 787.
- Nhu, V.-H., Shahabi, H., Nohani, E., Shirzadi, A., Al-Ansari, N., Bahrami, S., Miraki, S., Geertsema, M., Nguyen, H., 2020. Daily water level prediction of Zrebar lake (Iran): a comparison between M5P, random forest, random tree and reduced error pruning trees algorithms. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 9, 479.
- Nhu, V.-H., Shahabi, H., Nohani, E., Shirzadi, A., Al-Ansari, N., Bahrami, S., Miraki, S., Geertsema, M., Nguyen, H., 2020. Daily water level prediction of Zrebar lake (Iran): a comparison between M5P, random forest, random tree and reduced error pruning trees algorithms. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 9, 479.
- Ouzerbane, Z., 2019. Application of GIS to study the physiographic factors and the water resources in the watersheds of Essaouira, Morocco. *Journal of Water Science & Environment Technologies* 4.
- Pakhmode, V., Kulkarni, H., Deolankar, S.B., 2003. Hydrological-drainage analysis in watershed-programme planning: a case from the Deccan basalt, India. *Hydrogeology Journal* 11, 595–604.
- Parisouj, P., Mohebzadeh, H., & Lee, T. 2020. Employing machine learning algorithms for streamflow prediction: A case study of four river basins with different climatic zones in the United States. *Water Resources Management*, 34: 4113–4131.
- Parveen, R., Kumar, U., 2012. Integrated approach of universal soil loss equation (USLE) and geographical information system (GIS) for soil loss risk assessment in Upper South Koel Basin, Jharkhand.
- Pechlivanidis, I. G., Jackson, B. M., McIntyre, N. R., & Wheeler, H. S. 2011. Catchment scale hydrological modelling: A review of model types, calibration approaches and uncertainty analysis methods in the context of recent developments in technology and applications. *Global NEST Journal*, 13(3): 193–214.
- Pingale, S.M., Chandra, H., Sharma, H.C., Mishra, S.S., 2012. Morphometric analysis of Maun watershed in Tehri-Garhwal district of Uttarakhand using GIS. *International Journal of Geomatics and Geosciences* 3, 373–387.
- Pradhan, A., Srinivasan, V., 2022. Do dams improve water security in India? A review of post facto assessments. *Water Security* 100112.

- Ramly, S., Tahir, W., 2016. Application of HEC-GeoHMS and HEC-HMS as rainfall–runoff model for flood simulation, in: ISFRAM 2015: Proceedings of the International Symposium on Flood Research and Management 2015. Springer, pp. 181–192.
- Ranzi, R., Le, T.H., Rulli, M.C., 2012. A RUSLE approach to model suspended sediment load in the Lo river (Vietnam): Effects of reservoirs and land use changes. *Journal of Hydrology* 422, 17–29.
- Ravikumar, S., Kanagasabapathy, H., Muralidharan, V., 2019. Fault diagnosis of self-aligning troughing rollers in belt conveyor system using k-star algorithm. *Measurement* 133, 341–349.
- Recking, A., Liébault, F., Peteuil, C., Jolimet, T., 2010. Evaluation des formules de transport solide en rivière avec prise en compte de l'échelle temporelle. CEMAGREF, Grenoble.
- Reddy, G.P.O., Maji, A.K., Gajbhiye, K.S., 2004. Drainage morphometry and its influence on landform characteristics in a basaltic terrain, Central India—a remote sensing and GIS approach. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 6, 1–16.
- Refsgaard, J. C., & Knudsen, J. 1996. Operational validation and intercomparison of different types of hydrological models. *Water Resources Research*, 32(7): 2189–2202.
- Renard, K.G., 1997. Predicting soil erosion by water: a guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE). United States Government Printing.
- Renard, K.G., Foster, G.R., Weesies, G.A., Porter, J.P., 1991. RUSLE: Revised universal soil loss equation. *Journal of soil and Water Conservation* 46, 30–33.
- Renard, K.G., Foster, G.R., Weesies, G.A., Porter, J.P., 1991. RUSLE: Revised universal soil loss equation. *Journal of soil and Water Conservation* 46, 30–33.
- Riad, S., 2003. Typologie et analyse hydrologique des eaux superficielles à partir de quelques bassins versants représentatifs du Maroc. Unpublished thesis), Université Lille1-Sciences et Technologies, <http://orinuxeo.univ-lille1.fr/nuxeo/site/esupversions/e5d351a6-ce4c-4b64-b891-84d85f3d8f02> (retrieved 19 June 2013).
- Roche, M., 1963. Hydrologie de surface.
- Roose, E., 1994. Introduction à la gestion conservatoire de l'eau, de la biomasse et de la fertilité des sols (GCES).
- Rouet, I., Gay, D., Allenbach, M., Selmaoui, N., Ausseil, A.G., Mangeas, M., Maura, J., Dumas, P., Lille, D., 2009. Tools for soil erosion mapping and hazard assessment: application to New Caledonia, SW Pacific, in: Proceedings of the International Congress on Modelling and Simulation, Cairns, Australia. pp. 1986–1992.
- Sader, S.A., Winne, J.C., 1992. RGB-NDVI colour composites for visualizing forest change dynamics. *International journal of remote sensing* 13, 3055–3067.

- Sahli, Y., Mokhtari, E., Merzouk, B., Laignel, B., Vial, C., Madani, K., 2019. Mapping surface water erosion potential in the Soummam watershed in Northeast Algeria with RUSLE model. *Journal of Mountain Science* 16, 1606–1615.
- Sakuno, N.R.R., Guiçardi, A.C.F., Spalevic, V., Avanzi, J.C., Silva, M.L.N., Mincato, R.L., 2020. Adaptation and application of the erosion potential method for tropical soils¹. *Revista Ciência Agronômica* 51.
- Samantaray, S., Das, S.S., Sahoo, A., Satapathy, D.P., 2022. Monthly runoff prediction at Baitarani river basin by support vector machine based on Salp swarm algorithm. *Ain Shams Engineering Journal* 13, 101732.
- Schonlau, M., Zou, R.Y., 2020. The random forest algorithm for statistical learning. *The Stata Journal* 20, 3–29.
- Sekertekin, A., Bonafoni, S., 2020. Land surface temperature retrieval from landsat 5, 7, and 8 over rural areas: assessment of different retrieval algorithms and emissivity models and toolbox implementation. *Remote Sensing* 12, 294.
- Seng Low, H., 1989. Effect of sediment density on bed-load transport. *Journal of Hydraulic Engineering* 115, 124–138.
- Shakarneh, M.O.A., Khan, A.J., Mahmood, Q., Khan, R., Shahzad, M., Tahir, A.A., 2022. Modeling of rainfall–runoff events using HEC-HMS model in southern catchments of Jerusalem Desert-Palestine. *Arabian Journal of Geosciences* 15, 127.
- Shamshirband, S., Hashemi, S., Salimi, H., Samadianfard, S., Asadi, E., et al. 2020. Predicting standardized streamflow index for hydrological drought using machine learning models. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 14(1): 339–350.
- Singh, A. 2018. A concise review on introduction to hydrological models. *Global Research and Development Journal for Engineering*, 3(10): 14–19.
- Singh, V. P. 1995. What is environmental hydrology? *Environmental hydrology*: 1–12. Springer.
- Singh, V., Singh, S.K., 2018. Hypsometric Analysis Using Microwave Satellite Data and GIS of Naina–Gorma River Basin (Rewa district, Madhya Pradesh, India). *Water Conservation Science and Engineering* 3, 221–234.
- Sitterson, J., Knightes, C., Parmar, R., Wolfe, K., Avant, B., Muche, M., 2018. An overview of rainfall-runoff model types.
- Sok, K., Oeurng, C., 2016. Application of HEC-HMS model to assess streamflow and water resources availability in Stung Sangker catchment of Mekong’Tonle Sap lake basin in Cambodia.

- Solaimani, K., Modallaldoust, S., Lotfi, S., 2009. Investigation of land use changes on soil erosion process using geographical information system. *International Journal of Environmental Science & Technology* 6, 415–424.
- Somura, H., Arnold, J., Hoffman, D., Takeda, I., Mori, Y., et al. 2009. Impact of climate change on the Hii River basin and salinity in Lake Shinji: A case study using the SWAT model and a regression curve. *Hydrological Processes: An International Journal*, 23(13): 1887–1900.
- Storm, B., & Refsgaard, A. 1990. Distributed physically-based modelling of the entire land phase of the hydrological cycle. *Distributed Hydrological Modelling*: 55–69. Springer.
- Strahler, A.N., 1964. Part II. Quantitative geomorphology of drainage basins and channel networks. *Handbook of Applied Hydrology*: McGraw-Hill, New York 4–39.
- Taheri, K., Shahabi, H., Chapi, K., Shirzadi, A., Gutiérrez, F., Khosravi, K., 2019. Sinkhole susceptibility mapping: A comparison between Bayes-based machine learning algorithms. *Land Degradation & Development* 30, 730–745.
- Tamrabet, Z., Marouf, N., Remini, B., 2019. Quantification Of Suspended Solid Transport In Endja Watercourse [Dehamecha Basin-Algeria]. *Geoscience Engineering* 65, 71–91.
- Tassew, B.G., Belete, M.A., Miegel, K., 2019. Application of HEC-HMS model for flow simulation in the Lake Tana basin: The case of Gilgel Abay catchment, upper Blue Nile basin, Ethiopia. *Hydrology* 6, 21.
- Taylor, K.E., 2001. Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram. *Journal of geophysical research: atmospheres* 106, 7183–7192.
- Tikhmarine, Y., Souag-Gamane, D., Ahmed, A.N., Sammen, S.S., Kisi, O., Huang, Y.F., El-Shafie, A., 2020. Rainfall-runoff modelling using improved machine learning methods: Harris hawks optimizer vs. particle swarm optimization. *Journal of Hydrology* 589, 125133.
- Tixeront, J., 1960. Débit solide des cours d'eau en Algérie et en Tunisie. *IAHS Publication* 53, 26–42.
- Toumi, A., Remini, B., 2018. Perte de la capacité de stockage d'eau au barrage de Beni Haroun, Algérie. *SAGREN* 2, 80–97.
- Toy, T.J., Foster, G.R., Renard, K.G., 2002. *Soil erosion: processes, prediction, measurement, and control*. John Wiley & Sons.
- Traore, V.B., 2018. Contribution of GIS to the morphometric characterization of Karcia watershed. *Journal of Water Science & Environment Technologies* 3.
- USACE, H. 2000. *Hydrologic Modeling System. HEC-HMS, Technical Reference*.
- Van Gameren, V., Weikmans, R., & Zaccai, E. 2014. *L'adaptation au changement climatique. La découverte Paris*.

- Vigerstol, K. L., & Aukema, J. E. 2011. A comparison of tools for modeling freshwater ecosystem services. *Journal of Environmental Management*, 92(10): 2403–2409.
- Viji, R., Rajesh Prasanna, P., Ilangoan, R., 2015. Gis based SCS-CN method for estimating runoff in Kundahpalam watershed, Nilgries District, Tamilnadu. *Earth Sciences Research Journal* 19, 59–64.
- Wang, H., Yun, R., Zhang, J., Zhao, R., 2022. Sensitivity analysis of the flash flood hazard by coupling variable fuzzy method and mutual entropy. *Journal of Flood Risk Management* 15, e12792.
- Wilford, D.J., Sakals, M.E., Innes, J.L., Sidle, R.C., Bergerud, W.A., 2004. Recognition of debris flow, debris flood and flood hazard through watershed morphometrics. *Landslides* 1, 61–66.
- Wilson, E.H., Sader, S.A., 2002. Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment* 80, 385–396.
- Wischmeier, W.H., Smith, D.D., 1949. Predicting rainfall-erosion losses from cropland east of the Rocky Mountains: Guide for selection of practices for soil and water conservation. US Department of Agriculture.
- Wischmeier, W.H., Smith, D.D., 1978. Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning. Department of Agriculture, Science and Education Administration.
- Woolhiser, D. A., & Schulz, E. F. 1973. Large material models in watershed hydrology research. IN: RIVER AND ESTUARY MODEL ANALYSIS, VOLUME III.
- Worland, S.C., Farmer, W.H., Kiang, J.E., 2018. Improving predictions of hydrological low-flow indices in ungaged basins using machine learning. *Environmental modelling & software* 101, 169–182.
- Wright, M.N., Wager, S., Probst, P., 2020. Ranger: A fast implementation of random forests. R package version 0.12 1.
- Young, C.-C., Liu, W.-C., 2015. Prediction and modelling of rainfall–runoff during typhoon events using a physically-based and artificial neural network hybrid model. *Hydrological Sciences Journal* 60, 2102–2116.
- Young, R.A., Wiersma, J.L., 1973. The role of rainfall impact in soil detachment and transport. *Water Resources Research* 9, 1629–1636.
- Zahabiyoun, B., Goodarzi, M. R., Bavani, A. M., & Azamathulla, H. M. 2013. Assessment of climate change impact on the Gharesou River Basin using SWAT hydrological model. *CLEAN–Soil, Air, Water*, 41(6): 601–609.
- Zahnoun, A.A., Makhchane, M., Chakir, M., Al Karkouri, J., Watfae, A., 2019. Estimation and cartography the water erosion by integration of the Gavrilovic “EPM” model using a GIS in the Mediterranean watershed: Lower Oued Kert watershed (Eastern Rif, Morocco).

- Zanter, K., 2016. Landsat 8 (L8) data users handbook. Landsat Science Official Website.
- Zareie, S., Khosravi, H., Nasiri, A., 2016. Derivation of land surface temperature from Landsat Thematic Mapper (TM) sensor data and analyzing relation between land use changes and surface temperature. *Solid Earth Discuss* 1–15.
- Zeyneb, T., Nadir, M., Boualem, R., 2022. Modeling of suspended sediment concentrations by artificial neural network and adaptive neuro fuzzy interference system method—study of five largest basins in Eastern Algeria. *Water Practice & Technology* 17, 1058–1081.
- Zhang, G.P., 2003. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing* 50, 159–175.
- Zhang, J., Xu, J., Dai, X., Ruan, H., Liu, X., Jing, W., 2022. Multi-source precipitation data merging for heavy rainfall events based on cokriging and machine learning methods. *Remote Sensing* 14, 1750.
- Zhu, S., Piotrowski, A.P., 2020. River/stream water temperature forecasting using artificial intelligence models: a systematic review. *Acta Geophysica* 68, 1433–1442.
- Zimmer, M. 2018. Apprentissage par renforcement développemental. PhD Thesis, Université de Lorraine.
- Zohuri, B., & Rahmani, F. M. 2020. Artificial intelligence versus human intelligence: A new technological race. A Review Article, *Acta Scientific Pharmaceutical Sciences*, 4(5).

ANNEXES

Annexe supplémentaire

Sensor	Scene ID	Scene Acquisition Date and Time (UTC)	
Landsat-5 TM	LT05_L1TP_194034_19850430	1985-04-30	09:43:18
	LT05_L1TP_194034_19850820	1985-08-20	09:42:42
	LT05_L1TP_194034_19851108	1985-11-08	09:41:44
	LT05_L1TP_194034_19930114	1993-01-14	09:34:44
	LT05_L1TP_194034_19930420	1993-04-20	09:35:30
	LT05_L1TP_194034_19930810	1993-08-10	09:35:31
	LT05_L1TP_194034_19931013	1993-10-13	09:35:19
	LT05_L1GS_194035_20010410	2001-04-10	09:53:24
	LT05_L1TP_194034_20010816	2001-08-16	09:53:24
	LT05_L1TP_194034_20011019	2001-10-19	09:53:02
	LT05_L1TP_194034_20110116	2011-01-16	10:03:02
	LT05_L1TP_194034_20110406	2011-04-06	10:02:55
	LT05_L1TP_194034_20110727	2011-07-27	10:02:08
	LT05_L1TP_194034_20110913	2011-09-13	10:01:38
Landsat -8 OLI /TIRS	LC08_L1TP_194034_20140108_20170426_01_T1	2014-01-08	10:14:24
	LC08_L1TP_194034_20140516_20170422_01_T1	2014-05-16	10:12:38
	LC08_L1TP_194034_20140719_20170421_01_T1	2014-07-19	10:12:59
	LC08_L1TP_194034_20180119_20180206_01_T1	2018-01-19	10:13:07
	LC08_L1TP_194034_20180409_20180417_01_T1	2018-04-09	10:12:29
	LC08_L1TP_194034_20180612_20180615_01_T1	2018-06-12	10:11:58
	LC08_L1TP_194034_20181103_20181115_01_T1	2018-11-03	10:13:02