

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR

ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE D'EL HARRACH

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات للحرش

DEPARTEMENT DE L'HYDRAULIQUE

LABORATOIRE DE MATERIAUX DE GENIE CIVIL ET ENVIRONNEMENT

THESE

POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE DOCTORAT ES-SCIENCES

EN AMENAGEMENTS HYDRAULIQUES

PRESENTEE ET SOUTENUE PAR:

MEZENNER Noureddine

THESE DE DOCTORAT ES SCIENCES

**THEME : ELABORATION DE MODELES DE GESTION OPTIMISEE DE
BARRAGE BASES SUR L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE**

Devant le jury composé de :

Président :	Mr.M. A. BOUKHEMACHA	Professeur (ENP)
Directeur de thèse :	Mr. A. BERMAD	Professeur (ENP)
Examineurs:	Mr B.BENLAOUKLI	Professeur (ENSH)
	Mr A. LEFKIR	Professeur (ENSTP)
Invité	Mr M HOUGLAOUANE	Coordonateur à l'ANBT

ENP 2024

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR

ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE D'EL HARRACH

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات للحراش

DEPARTEMENT DE L'HYDRAULIQUE

LABORATOIRE DE MATERIAUX DE GENIE CIVIL ET ENVIRONNEMENT

THESE

POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE DOCTORAT ES-SCIENCES

EN AMENAGEMENTS HYDRAULIQUES

PRESENTEE ET SOUTENUE PAR:

MEZENNER Noureddine

THESE DE DOCTORAT ES SCIENCES

**THEME : ELABORATION DE MODELES DE GESTION OPTIMISEE DE
BARRAGE BASES SUR L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE**

Devant le jury composé de :

Président :	Mr.M. A. BOUKHEMACHA	Professeur (ENP)
Directeur de thèse :	Mr. A. BERMAD	Professeur (ENP)
Examineurs:	Mr B.BENLAOUKLI	Professeur (ENSH)
	Mr A. LEFKIR	Professeur (ENSTP)
Invité	Mr M HOUGLAOUANE	Coordonateur à l'ANBT

ENP 2024

Je dédie ce travail

A mes défunts parents qui ont tout sacrifié pour notre éducation

A mes frères et sœurs qui m'ont toujours exhorté et encouragé à poursuivre ma thèse de doctorat et à ne pas abandonner quelque soient les épreuves et les difficultés d'origine humaine.

A ma petite famille qui m'a toujours soutenu surtout dans les situations délicates

A tous ceux ou celles qui m'ont soutenu et encouragé de loin ou de près, toute ma reconnaissance.

« S’engager dans la recherche pour un grade, la recherche s’estompe au terme du titre acquis, mais faire de la recherche par curiosité scientifique et de pleine volonté vous ouvre les voies réelles de la recherche dont vous ne pouvez point vous en priver. » Nouredine Mezenner.

Par ces mots qui jalonnent une recherche de dix-neuf années dont chaque jour a son cumul d’apprentissage, insensible à l’infinité du temps, je tiens à remercier profondément et vivement tous ceux qui m’ont aidé que ce soit dans la collecte des données, la méthodologie à côtoyer, l’élaboration du modèle de gestion optimisée de barrages ou les orientations et les recommandations prodiguées.

Le présent modèle est le fruit d’une longue recherche dans un esprit de groupe, à commencer par l’ex : Directeur de thèse, le Professeur Mr. Nouredine DECHEMI, parti en retraite, l’ex : co-directeur de thèse, actuellement le Directeur de Thèse, le Professeur Mr. Abdelamlek BERMAD et le Docteur Mr. Tarik BENKACI, qui ont contribué grandement à la consécration de ce modèle en tant que guides, éclaireurs, et précieux conseillers d’une vision profuse et pertinente, avec lesquels j’ai tant appris en matière de modélisation, de simulation, de prévision et d’optimisation, que je tiens à remercier vivement et dignement pour tout le temps et les efforts déployés.

Encore une fois, un grand merci à tous ceux qui m’ont apporté leur aide de pleine volonté et de bonne foi et n’ont pas épargné le moindre effort dans leur contribution à la concrétisation de ce travail de recherche.

ملخص المذكرة

إن استغلال السد المائي مهمة شاقة تزداد صعوبتها مع ازدياد التذبذب المكاني-الزماني لسقوط الأمطار عبر التراب الوطني و كذا التغيرات المناخية خاصة في السنوات الأخيرة. في بلدنا، من بين حظيرة السدود التي تبلغ ثمانين (80) سدًا قيد التشغيل، أكثر من نصفها ، لديهم معدل ملء منخفض للغاية أدى إلى عجز شهري أقل من المتوسط في تلبية الطلب على المياه. وفي هذا السياق، تكشف دراسة الحصيلة التشغيلية لسدود : شفية ، غريب وسيدي محمد بن عودة، المعرضة للعجز المائي، عن الارتياح الجهازي والعشوائي لإمدادات المياه إلى السد، هذا المتغير المهم والأساسي في تعريف تعليمات الاستغلال وتحديد شروط إطلاق المياه، حيث يشكل اتخاذ القرار الملائم فيها الهدف الرئيسي من هذا العمل، و هذا عبر تقليص معدل العجز وتطوير نموذج إدارة أمثل لنظام المياه كأداة استغلال للسد يتم إتاحتها لمشغلي السدود.

ان نموذج التسيير الأمثل لأنظمة المياه في السدود : الشافية ، غريب وسيدي محمد بن عودة الذي تم تصميمه بناء على الخوارزميات الجينية على أساس المعطيات المسجلة خلال السنوات الماضية للتشغيل، و التي تمت محاكاتها بواسطة تحليل المكونات الأساسية ونماذج ماركوف، والتنبؤ بواسطة نماذج الضبابية العصبونية(neuroflous)؛ نتائجه قاطعة ودقيقة سواء من حيث المحاكاة أو التنبؤ وتحسين الإستغلال الأمثل لهذه السدود ، التي تسمح بانخفاض معتبر في معدل العجز وتحسين معدل موثوقية السدود. و كذلك التسيير الفعال و المثالي للسدود الثلاثة من حيث الدقة وأهمية النتائج المتوقعة وتحسين معدل موثوقية أنظمة المياه.

المصطلحات : تسيير السد؛ امدادات المياه؛ التبخر، المحاكاة؛ التوقعات؛ التحسين؛ الشبكات العصبونية الإصطناعية؛ المنطق الصبائي؛ أنفيس؛ نموذج ماركوف؛ الخوارزمية الجينية.

ABSTRACT

Reservoir operation is a tough task whose difficulty increases in relation with climate change and irregular rainfall distribution. In our country, from eighty operating dam reservoirs, more than half presents a weak refill ratio and a monthly vulnerability rate lesser than the average and that, relative to the water deficit. In this context, the study of the monthly inter annual operating budget of Cheffia, Ghrib and Sidi Mohamed Ben Aouda reservoirs, concerned by the water deficit, reveals the systematical and random uncertainty of water inflows to reservoir ; this basic state variable in defining reservoir operating rules conditions releases whose decision making constitutes the main target of this present research work and that, through reducing the observed vulnerability rate and bringing into focus an optimized reservoir operation model as an operating tool to put in use for dam operators.

Optimized reservoir operation model based genetic algorithm of Cheffia, Ghrib and Sidi Mohamed Ben Aouda water systems is implemented from observed inflows, simulated inflows based principal components analysis and Markov models, and from predicted allocations ; the achieved results are accurate and consistent enabling a significant reduction of a monthly vulnerability relative to water deficit ratio and an improvement of water system reliability. Thus, optimized reservoir operation from the historical, simulated and predicted data is efficient and pertinent given the reached results both in a matter of simulation, prediction or optimization and that, by an important reduction of water system vulnerability to water deficit and a notable improvement of the reliability of these systems.

Keywords: Reservoir operation; inflows; evaporation; simulation; prediction; optimization, artificial neural networks; fuzzy logic; ANFIS; Markov models; genetic algorithm

RESUME

L'exploitation d'un barrage est une tâche ardue dont la difficulté croît en fonction de l'irrégularité de la distribution spatiotemporelle des précipitations et du changement climatique. Dans notre pays, sur un parc de quatre-vingt barrages, plus de la moitié ont un taux de remplissage très faible et accusent un déficit mensuel inférieur à la moyenne dans la satisfaction de la demande en eau. Dans ce contexte, l'examen du bilan d'exploitation des barrages de Cheffia, Ghrib et de Sidi Mohamed Ben Aouda vulnérables au déficit hydrique révèle l'incertitude systématique et aléatoire des apports en eau au barrage ; cette variable d'état prépondérante et basique dans la définition des consignes d'exploitation conditionne les lâchers dont la prise de décision adéquate constitue l'objectif du présent travail à travers la réduction du taux de vulnérabilité et la mise au point d'un modèle de gestion optimisé du système hydrique en tant qu'outil d'exploitation à mettre à la disposition des exploitants de barrage.

Le modèle de gestion optimisé des systèmes hydriques de Cheffia, de Ghrib et de Sidi Mohamed Ben Aouda basé sur les algorithmes génétiques a été effectuée à partir des données historiques, simulées par l'analyse en composantes principales et les modèles de Markov, et prévues par les modèles neuroflous; les résultats obtenus sont concluants et précis que ce soit en matière de simulation, de prévision ou d'optimisation permettant la réduction significative du taux de vulnérabilité et l'amélioration du taux de fiabilité des barrages. Ainsi, la gestion optimisée des trois barrages à partir des données historiques, simulées et prévues a été efficiente et consistante en terme de précision et de pertinence des résultats escomptés et ce, par la réduction importante du taux de vulnérabilité et l'amélioration du taux de fiabilité des systèmes hydriques.

Mots clés : Gestion de barrage ; apports d'eau ; évaporation ; simulation ; prévision ; optimisation ; réseaux de neurones artificiels ; logique floue ; ANFIS ; modèles de Markov ; algorithme génétique.

SOMMAIRE

Liste des figures.....	
Liste des tableaux.....	
Publications & Communications.....	
Liste des Abréviations & Acronymes.....	
CHAPITRE.I. Introduction générale.....	18
I.1 Mobilisation des ressources en eau superficielle.....	19
I.2 Gestion de barrage.....	20
I.3 Pose de la problématique.....	21
I.4 Contribution de la recherche.....	24
I.5 Structure de la thèse.....	25
CHAPITRE.II. Historique de la gestion des barrages.....	28
II.1 Niveaux de gestion.....	28
II.2 Objectifs de la gestion.....	30
II.3 Modes de gestion.....	31
II.3.1 Gestion pour des périodes normales et prédéterminées :.....	31
II.3.2 Gestion des retenues en périodes déficitaires :.....	31
II.3.3 Gestion des retenues en période de sécheresse.....	31
II.3.4 Gestion des barrages en périodes humides.....	32
II.4 Gestion des Crues.....	32
II.5 Conflits dans la gestion des barrages.....	32
□.....	32
II.6 Cas d'étude de gestion de barrage.....	32
II.6.1 Présentation des barrages étudiés.....	36
II.6.2 Alluvionnement des barrages étudiés.....	40
II.6.3 Bilans d'exploitation des barrages étudiés.....	41
CHAPITRE.III. Bibliographie de gestion des barrages :.....	45
III.1 Introduction.....	45
III.2 Etat d'art rétrospectif de la gestion de système hydrique.....	46
III.3 Révolution numérique du 3ème millénaire en gestion de barrage.....	50
CHAPITRE.IV. Simulation des variables des entrées.....	55
IV.1 Modèles ARMA.....	55

IV.2	Modèles Markoviens binaires et multi classes	57
IV.3	Résultats de la simulation par le modèle Markovien.....	58
IV.4	Modèle GESTOP.....	60
IV.5	Résultats de la simulation par le modèle « GESTOP ».....	60
IV.1	Conclusion.....	66
CHAPITRE.V. Prévission des variables d'entrées		69
V.1	Modèle basé sur les réseaux de neurones	69
V.1.1	Résultats de la prévission par les réseaux de neurones pour Cheffia	71
V.1.1.1	Prévission de l'évaporation.....	78
V.1.1.2	Prévission des apports en eau.	82
<input type="checkbox"/> V.1.1.3	Prévission du Stockage du Barrage	84
V.1.2	Résultats de la prévission par les réseaux de neurones pour Ghrib	87
V.1.2.1	Prévission des apports en eau.	87
V.1.2.2	Prévission du stockage au barrage.	89
V.1.3	Résultats de la prévission par les réseaux de neurones pour SMBA.....	91
V.1.3.1	Prévission des apports en eau.	91
V.1.3.2	Prévission du stockage du barrage.....	93
V.2	Modèle basé sur la logique floue.....	94
V.2.1	Résultats de la prévission par le modèle ANFIS pour Cheffia	99
V.2.1.1	Prévission de l'évaporation.....	99
V.2.1.2	Prévission des apports en eau.	102
V.2.1.3	Prévission du stockage du barrage.....	104
V.2.2	Résultats de la prévission par le modèle « ANFIS » pour Ghrib.....	106
V.2.2.1	Prévission de l'évaporation.....	106
V.2.2.2	Prévission des apports.....	107
V.2.2.3	Prévission du stockage	109
V.2.2.4	Prévission de l'allocation.....	110
V.2.3	Résultats de la prévission par le modèle « ANFIS » pour SMBA.....	112
V.2.3.1	Prévission de l'évaporation.....	112
V.2.3.2	Prévission des apports.....	113
V.2.3.3	Prévission du stockage.....	114
V.2.3.4	Prévission de l'allocation.....	115
V.1	Conclusion.....	117
CHAPITRE.VI. Gestion optimisée par les algorithmes génétiques.....		120
VI.1	Gestion optimisée par les données historiques.	124
VI.1.1	Cas du barrage de Cheffia.....	128
<input type="checkbox"/>	Optimisation de la Gestion du Barrage de Cheffia.....	129
<input type="checkbox"/>	Analyse des Données Optimisées.....	130
<input type="checkbox"/>	132

VI.1.2	Cas du barrage de Ghrib.....	132
□	Analyse des Données Optimisées.....	133
VI.1.3	Cas du barrage de SMBA	135
□	Optimisation de la Gestion du Barrage de SMBA.....	136
□	Comparaison entre l'Allocation et la Demande en Eau	137
□	Stockage Optimisé.....	138
VI.2	Conclusion	140
VI.3	Gestion optimisée par les données simulées.....	141
VI.3.1	Cas du barrage de Cheffia.....	141
VI.3.2	Cas du barrage de Ghrib.....	145
VI.3.3	Cas du barrage de SMBA.	148
VI.4	Conclusion.	152
VI.5	Gestion optimisée par les données prévues.	152
VI.5.1	Cas du barrage de Cheffia.....	152
VI.5.2	Cas du barrage de Ghrib.....	155
VI.5.3	Cas du barrage de SMBA.	158
VI.6	Conclusion	160
CHAPITRE.VII. Conclusion & Perspectives		162
CHAPITRE.VIII. Références bibliographiques.....		166
CHAPITRE.IX. ANNEXES		181
IX.1	Modèle Markovien de simulation.....	181
IX.2	Modèle de simulation basé sur l'ACP	183
IX.3	Modèle de prévision basé sur les Réseaux de Neurones Artificiels	186
IX.4	Modèle de prévision basé sur les RNA et la LF	189

LISTE DES FIGURES

Figure II- 1: Etat des réserves de Cheffia _____	33
Figure II- 2: Etat des réserves de Ghrib. _____	33
Figure II- 3: Etat des réserves de SMBA _____	34
Figure II- 4: Allocations comparées au stockage du barrage Cheffia _____	34
Figure II- 5: Allocations comparées au stockage du barrage Ghrib _____	35
Figure II- 6: Allocations comparées au stockage du barrage SMBA _____	35
Figure II- 7: Etat des réserves du barrage de Cheffia _____	37
Figure II- 8: Etat des réserves du barrage de Ghrib. _____	38
Figure II- 9: Etat des réserves du barrage de SMBA _____	40
Figure II- 10: Comparaison de la vidange de fonds par rapport au stockage _____	41
Figure II- 11: Sensibilité des apports aux allocations _____	42
Figure IV- 1: Intervalle de confiance des Moyennes et Ecart types observés et simulés.	58
Figure IV- 2: Séries d'apports simulés et observés de SMBA.	59
Figure IV- 3: Intervalle de confiance des Moyennes et Ecart types (Cheffia).	61
Figure IV- 4: Séries d'apports simulés et observés de Cheffia	62
Figure IV- 5: Intervalle de confiance des Moyennes et Ecart types (Ghrib).	63
Figure IV- 6: Séries d'apports simulés et observés de Ghrib.	64
Figure IV- 7: Intervalle de confiance des Moyennes et Ecart types (SMBA).	65
Figure IV- 8: Séries d'apports simulés et observés de SMBA.	66
Figure V- 1: Modèle neuronal « MLPNN » retenu.	78
Figure V- 2: Corrélacion des valeurs observées et prévues.	80
Figure V- 3: Comparacion des valeurs observées et prévues.	81
Figure V- 4: Valeurs observées vs prévues du modèle MLPNN retenu.	81
Figure V- 5: Corrélacion des valeurs observées et prévues.	83
Figure V- 6: Comparacion des valeurs observées et prévues.	83
Figure V- 7: Valeurs observées vs prévues du modèle MLPNN retenu	84
Figure V- 8: Corrélacion des valeurs observées et prévues.	86
Figure V- 9: Comparacion des valeurs observées et prévues.	86
Figure V- 10: Valeurs observées vs prévues du modèle MLPNN retenu.	87
Figure V- 11: Comparacion des valeurs observées et prévues.	88
Figure V- 12: Comparacion des valeurs observées et prévues.	90
Figure V- 13: Comparacion des valeurs observées et prévues.	92
Figure V- 14: Comparacion des valeurs observées et prévues.	93
Figure V- 15: Structure d'un SIF (Guillaume, 2001).....	95
Figure V- 16: Réseau adaptatif du modèle ANFIS TSK.	97
Figure V- 17: Corrélacion des évaporations observées et prévues (ANFIS).	101
Figure V- 18: Comparacion des évaporations observées et prévues (ANFIS).	101

Figure V- 19: Evaporations observées vs prévues du modèle « ANFIS » retenu.	102
Figure V- 20: Corrélacion des apports observés et prévus (ANFIS).	103
Figure V- 21: Comparaison des apports observés et prévus (ANFIS).	103
Figure V- 22: Apports observés vs prévus du modèle « ANFIS » retenu.	104
Figure V- 23: Corrélacion des stockages observés et prévus (ANFIS).	105
Figure V- 24: Comparaison des stockages observés et prévus (ANFIS).	105
Figure V- 25: Stockages observés vs prévus du modèle « ANFIS » retenu.	106
Figure V- 26: Comparaison des valeurs observées et prévues.	107
Figure V- 27: Comparaison des valeurs observées et prévues.	108
Figure V- 28: Comparaison des valeurs observées et prévues.	109
Figure V- 29: Allocations observées vs prévues du barrage de Ghrib.	111
Figure V- 30: Allocation comparée à la demande en eau (Ghrib).	111
Figure V- 31: Comparaison des valeurs observées et prévues.	113
Figure V- 32: Comparaison des valeurs observées et prévues.	114
Figure V- 33: Comparaison des valeurs observées et prévues.	115
Figure V- 34: Allocations observées vs prévues du barrage SMBA.	116
Figure V- 35: Allocation comparée à la demande en eau (SMBA).	117
Figure VI- 1: Boucle d'un algorithme génétique	121
Figure VI- 2: Modèle de gestion optimisée de barrage basé sur l'algorithme génétique.	125
Figure VI- 3: Convergence du modèle AG de gestion optimisée de Cheffia.	129
Figure VI- 4: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de Cheffia.	130
Figure VI- 5: Comparaison de l'allocation et de la demande en eau de Cheffia.	130
Figure VI- 6: Apports en eau comparés à l'allocation optimisée de Cheffia.	131
Figure VI- 7: Stockage optimisé vs historique de Cheffia.	131
Figure VI- 8: Taux de fiabilité et de remplissage du barrage de Ghrib.	133
Figure VI- 9: Comparaison de l'allocation et de la demande optimisée et historique de Ghrib.	133
Figure VI- 10: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de Ghrib.	134
Figure VI- 11: Stockage optimisé du barrage de Ghrib par rapport à l'historique.	134
Figure VI- 12: Convergence du système de Ghrib.	135
Figure VI- 13: Convergence du système SMBA.	136
Figure VI- 14: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de SMBA.	137
Figure VI- 15: Allocation et demande optimisés comparés à l'historique de SMBA.	137
Figure VI- 16: Comparaison entre l'allocation optimisée et les apports en eau (SMBA).	138
Figure VI- 17: Comparaison entre l'allocation optimisée et les apports en eau (SMBA).	138
Figure VI- 18: Gain et perte en stockage de SMBA.	139
Figure VI- 19: Convergence de la fonction fitness (Cheffia).:	141
Figure VI- 20: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de Cheffia	142
Figure VI- 21: Comparaison des allocations optimisée et observée de Cheffia	142
Figure VI- 22: Comparaison des demandes en eau optimisée et observée (Cheffia).	143
Figure VI- 23: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de Cheffia.	143
Figure VI- 24: Comparaison du stockage optimisé relatif à l'historique (Cheffia).	144
Figure VI- 25: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de Ghrib.	145

Figure VI- 26: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de Ghrib.....	146
Figure VI- 27: Comparaison du stockage historique et optimisé de Ghrib.....	147
Figure VI- 28: Convergence de la fonction fitness du système Ghrib.	147
Figure VI- 29: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de SMBA	148
Figure VI- 30: Comparaison de l'allocation optimisée et observée de SMBA	149
Figure VI- 31: Comparaison de l'allocation et de la demande optimisées (SMBA).	149
Figure VI- 32: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de SMBA.....	150
Figure VI- 33: Stockage optimisé comparé à l'observé (SMBA).	150
Figure VI- 34: Stockage optimisé vs simulé et observé de SMBA.....	151
Figure VI- 35: Convergence de la fonction fitness du système SMBA.	151
Figure VI- 36: Comparaison des allocations optimisée et historique de Cheffia.....	153
Figure VI- 37: Comparaison du stockage historique et optimisé de Cheffia.	154
Figure VI- 38: Convergence de la fonction fitness du système Cheffia.	154
Figure VI- 39: Convergence de la fonction fitness du système Ghrib.	155
Figure VI- 40: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de Ghrib.....	156
Figure VI- 41: Comparaison des allocations et des demandes en eau de Ghrib.	156
Figure VI- 42: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de Ghrib.....	157
Figure VI- 43: Comparaison du stockage historique et optimisé de Ghrib.....	157
Figure VI- 44: Comparaison des allocations avec la demande en eau (SMBA).....	158
Figure VI- 45: Comparaison du stockage historique et optimisé de SMBA.....	159
Figure VI- 46: Convergence de la fonction fitness du système SMBA.	159

LISTE DES TABLEAUX

Tableau II- 1: Caractéristiques des trois barrages _____	36
Tableau II- 2: Bilan synthétique d’exploitation des trois barrages en moyenne mensuelle. __	42
Tableau IV- 1: Moyennes et Ecart types des apports observés et simulés (SMBA) _____	59
Tableau IV- 2: Contribution de chaque CP des apports simulés à la variance totale: _____	60
Tableau IV- 3: Moyennes et Ecart types des apports observés et simulés (Cheffia). _____	61
Tableau IV- 4 : Contribution de chaque CP d’apport simulé à la variance totale. _____	62
Tableau IV- 5: Moyennes et Ecart types des apports observes et simulés (Ghrib) _____	63
Tableau IV- 6: Contribution de chaque CP d’apport simulé à la variance totale _____	64
Tableau IV- 7: Moyennes et Ecart types des apports observes et simulés (SMBA). _____	65
Tableau V- 1: Indicateurs de performance de la prévision d’évaporation (MLPNN). _____	79
Tableau V- 2: Indicateurs de performance de la prévision des apports (MLPNN). _____	82
Tableau V- 3: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (MLPNN). _____	85
Tableau V- 4: Indicateurs de performance de la prévision des apports (MLPNN). _____	88
Tableau V- 5: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (MLPNN). _____	90
Tableau V- 6: Indicateurs de performance de la prévision des apports (MLPNN). _____	91
Tableau V- 7: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (MLPNN). _____	93
Tableau V- 8: Indicateurs de performance de la prévision de l’évaporation (ANFIS). _____	100
Tableau V- 9: Indicateurs de performance de la prévision des apports (ANFIS). _____	102
Tableau V- 10: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (ANFIS). _____	104
Tableau V- 11: Indicateurs de performance de la prévision d’évaporation (ANFIS). _____	107
Tableau V- 12: Indicateurs de performance de la prévision des apports (ANFIS). _____	108
Tableau V- 13: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (ANFIS). _____	109
Tableau V- 14: Indicateurs de performance pour la prévision de l’allocation (ANFIS). _____	110
Tableau V- 15: Indicateurs de performance de la prévision d’évaporation (ANFIS). _____	112
Tableau V- 16: Indicateurs de performance de la prévision des apports (ANFIS). _____	113
Tableau V- 17: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (ANFIS). _____	115
Tableau V- 18: Indicateurs de performance pour la prévision de l’allocation (ANFIS). _____	116
Tableau VI- 1: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de Cheffia en avenir certain. _____	129
Tableau VI- 2: Indicateurs de performance de la gestion historique de Ghrib. _____	132
Tableau VI- 3: Indicateurs de performance de la gestion optimisée du barrage de Ghrib. __	132
Tableau VI- 4: Indicateurs de performance de l’exploitation historique de SMBA. _____	135
Tableau VI- 5: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de SMBA en avenir certain. _____	136
Tableau VI- 6: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de Cheffia en avenir incertain. _____	144

LISTE DES TABLEAUX

Tableau VI- 7: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de Ghrib en avenir incertain. _____	145
Tableau VI- 8 : Indicateurs de performance de la gestion optimisée de SMBA en avenir incertain. _____	148
Tableau VI- 9: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de Cheffia par les données prévues. _____	153
Tableau VI- 10: Indicateurs de la gestion optimisée de Ghrib par les données prévues. ____	155
Tableau VI- 11: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de SMBA par les données prévues. _____	158

PUBLICATIONS & COMMUNICATIONS

Benkaci T, Mezenner N and Dechemi N., 2020. Exploration of maximum likelihood method as extreme rainfall forecasting using four probability distributions applied on North of Algeria. Larhyss journal, Vol 17, n°3, pp 118-133.

Mezenner N, Benkaci T, Bermad A and Dechemi N., 2022. Dam reservoir operation optimization using genetic algorithm and principal component analysis simulation model: case of dam Ghrib reservoir. Larhyss journal, ISSN1112-3680, n°51, pp 145-160.

Mezenner N, Benkaci T, Bermad A and Dechemi N., 2023. Reservoir Operation Optimization using Principal Components Analysis and Genetic Algorithms Methods: Case of Cheffia reservoir – Algeria. Modeling Earth Systems and Environment, ISSN1112-3680, n°51, pp 145-160.

Mezenner N, Benkaci T, Bermad A and Dechemi N., 2023. Performance Evaluation of Multilayer Perceptron Neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems for Reservoir Operation Optimization: A Case Study of Cheffia Reservoir, Algeria. ENP Engineering Science Journal, Vol. 3, N°.2. December 2023.

Mezenner N., 2019. Water Resources Management, Communication. K-Water Academy. Seoul. South Korea. 2019.

LISTE DES ABREVIATIONS & ACRONYMES

ACF : Fonction d'Auto Corrélation
ACP : Analyse en Composantes Principales
AG : Algorithmes Génétiques
ANFIS : Adaptive Neurofuzzy Inférence System
ANN : Artificial Neural Networks
ARIMA : Autorégressif Intégrés à Moyenne Mobile
ARMA : Autorégressif de Moyenne Mobile
B : Moyenne Biaisée
CC : Coefficient de Corrélation
CN : Coefficient de Nash
CP : Composantes Principales
DPR : Programmation Dynamique Déterministe
ET : Ecart Type
ETP : Evapotranspiration potentielle
GESTOP / Gestion, Simulation et Optimisation
I : Indice de Variation
LF : Logique Floue
M : Moyenne
MAE : Erreur Absolue Moyenne
MLPNN : Perceptron Multicouches de Réseaux de Neurones
MMC :Millions de Mètre Cube
MSA : Algorithmes Papillon de Recherche
NN : Nombre de Neurones
NR : Nombre de Règles
PACF : Fonction d'Auto Corrélation Partielle
PSA : Algorithmes d'Essaims Particulaires
RMSE : Erreur de la Racine Carrée Moyenne
RNA : Réseaux de Neurones Artificiels
SARIMA : Autorégressif Saisonnier Intégré à Moyenne Mobile
SIF : Systèmes d'Inférence Floue
SMBA : Sidi Mohammed Ben Aouda
TA : Taux d'Apprentissage
TF : Taux de Fiabilité
TG : Taux de Gain
TP : Taux de Perte
TRB : Taux de Remplissage de Barrage
TSK : Takagi et Sugeno
TV : Taux de Vulnérabilité

CHAPITRE. I : INTRODUCTION GENERALE

CHAPITRE.I. Introduction générale

L'eau, en tant que ressource naturelle essentielle, est quantitativement limitée et sa distribution dans les régions semi-arides est souvent aléatoire, bien qu'elle soit renouvelable. Elle peut être stockée dans des barrages pendant les périodes humides afin de répondre à la demande durant les périodes de sécheresse. Le rôle fondamental d'un barrage est donc de réguler ces fluctuations : il permet de redistribuer l'eau captée en période d'abondance ou de surplus vers les périodes de stress hydrique. Cependant, la régulation des apports d'eau demeure une tâche complexe, notamment en raison de la variabilité spatio-temporelle des précipitations, aggravée par le changement climatique.

Parmi les défis stratégiques du troisième millénaire auxquels l'Algérie est confrontée, outre le changement climatique qui a transformé certaines zones à climat subhumide en zones semi-arides voire arides, figure la gestion des ressources en eau. Ce phénomène a un impact significatif sur les ressources hydriques, rendant la satisfaction de la demande en eau potable, industrielle et agricole une priorité nationale. Le pays a engagé des investissements considérables dans une stratégie visant à améliorer l'efficacité de la mobilisation des ressources en eau de surface par rapport au volume ruisselé. Cette approche prospective anticipe les besoins en eau dans chaque secteur jusqu'à 2030, en tenant compte des ressources potentielles et des aménagements et investissements prévus dans le cadre du Plan national de l'eau.

Cependant, les cycles de sécheresse sévères observés au cours des deux dernières décennies ont fortement réduit les ressources mobilisées, affectant négativement la satisfaction des besoins en eau. La gestion des ressources en eau devient de plus en plus complexe et exige une approche intégrée, qui prend en compte l'ensemble de l'écosystème. La création de bassins d'accumulation doit s'inscrire dans un contexte éco-systémique interactif, en considérant toutes les caractéristiques morphologiques et hydro-climatologiques du bassin versant. Ainsi, les barrages, en tant qu'ouvrages multifonctionnels, remplissent des rôles cruciaux tels que la régulation des flux, la protection contre les inondations, la création de plans d'eau récréatifs et la formation de nouveaux écosystèmes. Les caractéristiques hydrologiques sont déterminantes dans le choix des sites potentiels pour la construction de barrages.

La construction de barrages a connu une croissance rapide, que ce soit pour le développement de l'énergie hydroélectrique ou pour répondre à la demande en eau. Le nombre de grands barrages dans le monde est estimé à environ 58 000, dont la hauteur dépasse 15 mètres, avec des capacités de stockage supérieures à trois millions de mètres cubes, selon la Commission internationale des grands barrages (Le Delliou, 2019).

La capacité de stockage d'un barrage se divise en trois zones :

- **Le stockage de contrôle des crues** : situé entre le volume forcé maximum et le début de la zone de contrôle des crues.
- **Le stockage actif** ou volume utile : situé entre la limite de la zone de contrôle des crues et le début de la zone de stockage.
- **Le stockage mort** : situé entre la limite de la zone de stockage et le fond de la retenue.

La construction d'infrastructures de stockage ou de transfert d'eau dépend de nombreux critères technico-économiques liés aux ressources en eau de surface.

I.1 Mobilisation des ressources en eau superficielle.

En Algérie, le volume annuel d'eau ruisselée est estimé à 17 milliards de mètres cubes, selon le rapport de stratégie sectorielle du Ministère des Ressources en Eau (2012). Cependant, le taux d'efficacité des ressources en eau mobilisées en exploitation ou en travaux atteint seulement 60 % des ressources potentiellement mobilisables, avec une capacité globale de neuf milliards de mètres cubes. Cette stratégie, qui a nécessité d'importants efforts dans le secteur de l'eau pour garantir une gestion durable des ressources, a permis la mise en œuvre d'un vaste programme visant à sécuriser et renforcer l'accès à l'eau. Ce programme comprend la construction d'un nombre important de barrages, de grands transferts régionaux, ainsi que des systèmes d'interconnexion entre barrages. Toutefois, les résultats obtenus restent en deçà des objectifs fixés pour satisfaire la demande croissante en eau à l'échelle nationale (Sofreco, 2011).

Malgré un parc de 80 barrages en exploitation, le pays demeure confronté à un stress hydrique, en raison d'une distribution irrégulière des précipitations, tant dans le temps que dans l'espace, un phénomène exacerbé par les effets du changement climatique. De plus, plus de la moitié des systèmes hydriques existants présentent un faible taux de remplissage.

Dans ce contexte, les gestionnaires de barrages doivent non seulement prendre en compte la rareté et l'irrégularité des apports, mais aussi la demande croissante en eau, afin de répondre aux objectifs à court, moyen et long terme.

I.2 Gestion de barrage

La gestion d'un barrage est régie par des règles d'exploitation spécifiques en fonction des objectifs assignés à l'ouvrage, qui définissent les limites minimales et maximales des débits libérés. Ces règles tiennent compte des apports d'eau, des capacités de stockage et des lâchers, et sont établies sur la base de la régulation du réservoir, en considérant les entrées et sorties d'eau. L'objectif principal de la gestion est d'amortir la variabilité des apports pour régulariser les prélèvements et garantir une distribution aussi régulière que possible.

Étant donné le caractère aléatoire des apports naturels et des demandes en eau, toute prise de décision comporte un risque de défaillance, ce qui place la gestion du barrage dans un environnement stochastique, impliquant des décisions multicritères. Gérer efficacement un barrage consiste à anticiper ces aléas et à prendre des risques calculés pour répondre aux objectifs du système hydrique. Il devient donc crucial d'améliorer les pratiques de gestion actuelles, conformément à la nouvelle stratégie sectorielle visant à sécuriser les ressources en eau mobilisées.

L'exploitation d'un système hydrique varie en fonction des objectifs et des sollicitations spécifiques. Le gestionnaire élabore des variantes d'allocation de l'eau, évaluées selon des critères de fiabilité et de risque de défaillance, en tenant compte des objectifs d'exploitation. L'allocation des ressources en eau et la réponse aux demandes dépendent de plusieurs facteurs, notamment la disponibilité des ressources naturelles, les capacités de stockage et les consignes d'exploitation des systèmes hydriques.

La gestion traditionnelle des barrages repose sur des règles d'exploitation adaptées au type de fonctionnement de l'ouvrage. Ces règles comprennent l'alternance entre les périodes de remplissage et de restitution. Par exemple, l'une des consignes consiste à remplir le barrage jusqu'au niveau normal lors des crues pour assurer un volume utile, puis à libérer l'excédent via l'évacuateur de surface. Une autre méthode consiste à effectuer des vidanges préventives par la galerie de fond avant de restituer l'eau aux consommateurs.

En ce qui concerne la gestion des crues, une préparation préventive est mise en place avant la saison hivernale. Elle inclut l'application rigoureuse d'un plan d'entretien et de manœuvre des équipements hydromécaniques, tels que les vannes cylindriques, les vannes de vidange, les vannettes de dévasement, ainsi que la maintenance des groupes électrogènes et du système d'éclairage. Pendant les crues, la sécurité du déversement et le contrôle des niveaux d'eau sont assurés par l'ouverture progressive des vannes de vidange et de la vanne cylindrique, en fonction des débits de crue, permettant ainsi une gestion efficace de la décrue.

I.3 Pose de la problématique.

L'Algérie compte actuellement quatre-vingts barrages en exploitation, avec une capacité totale de stockage d'environ 8 000 millions de mètres cubes (MMC). Cependant, une grande partie de ces ouvrages affiche un faible taux de remplissage, ce qui les rend vulnérables au déficit hydrique. Cette vulnérabilité est exacerbée par plusieurs facteurs : un taux de fiabilité insuffisant pour satisfaire la demande en eau, une desserte en eau irrégulière, une dotation en eau potable par habitant largement inférieure aux normes internationales, et une distribution spatio-temporelle déséquilibrée des précipitations. De plus, la faible couverture végétale des bassins versants, aggravée par le changement climatique, contribue à transformer progressivement des zones subhumides en régions semi-arides, voire arides. Ces transformations menacent les ressources en eau de surface en réduisant les volumes de stockage et les taux de remplissage des réservoirs, accentuant ainsi le déficit hydrique et la vulnérabilité des systèmes hydriques.

Face à cette situation critique, le programme d'urgence lancé en 2021 visait à renforcer la production d'eau souterraine et d'eau dessalée, à multiplier les interconnexions entre barrages, et à mettre en œuvre des transferts hydrauliques de grande ampleur pour atténuer le déficit observé dans certaines régions. Malgré ces efforts, la fiabilité des systèmes hydriques reste limitée, et les risques de défaillance liés à l'exploitation persistent.

La gestion de tout système hydrique repose sur le contrôle des flux « entrée-sortie » des réservoirs. Ainsi, les décisions concernant l'allocation de l'eau, prises en fonction des aléas climatiques, influencent la réalisation des objectifs tout en minimisant les risques de défaillance. Ces décisions sont encadrées par des règles de gestion, qui constituent la base de la gestion opérationnelle. Dans ce cadre, l'exploitation des systèmes de stockage d'eau de surface doit privilégier une approche économique, en tenant compte des coûts et bénéfices tout en réduisant les risques d'échec. Cependant, en Algérie, l'objectif principal de ces systèmes reste la satisfaction de la demande en eau, même si l'eau produite est souvent plus coûteuse que celle vendue, en raison des subventions étatiques.

Bien que chaque barrage puisse avoir plusieurs objectifs, tels que la prévention des inondations et l'approvisionnement en eau potable, industrielle ou agricole, il est crucial que l'exploitation des systèmes soit envisagée de manière globale. La prise de décision doit viser à satisfaire chaque objectif tout en minimisant les risques de défaillance à court terme. Dans un contexte de demande croissante due à l'augmentation démographique, la mise à jour régulière des politiques d'exploitation des systèmes hydriques est essentielle pour garantir une gestion efficace à long terme.

L'optimisation des règles de gestion apparaît comme une solution pertinente face à la saturation des ressources et des infrastructures hydriques. En Algérie, cette saturation impose souvent de choisir entre l'amélioration de la gestion actuelle ou la construction de nouveaux ouvrages. La performance des systèmes hydriques dépend en grande partie de la qualité des mécanismes de contrôle et de gestion, ainsi que de l'adéquation des stratégies de gestion aux objectifs à court, moyen et long terme. Un exemple notable d'amélioration par automatisation est celui du barrage des Cammazes en France, où l'automatisation des prélèvements a permis de réduire les coûts d'exploitation et d'augmenter l'efficacité globale du système.

En Algérie, la gestion des barrages est souvent soumise à des décisions qui ne prennent pas toujours en compte les risques inhérents aux défaillances potentielles. Par conséquent, les règles de gestion des barrages, fondées sur les apports en eau, doivent intégrer des modèles de simulation basés sur de longues séries de données hydro-climatiques. Cela permet de garantir une allocation optimale de l'eau tout en respectant les courbes de remplissage et de vidange des réservoirs.

L'analyse des données sur les barrages en exploitation au 31 décembre 2020 (Figure I, 1), au 31 décembre 2021 (Figure I-2) et au 19 mai 2022 (Figure I-3), montre que plus de la moitié des barrages situés dans l'Ouest, le Chéouli et le Centre de l'Algérie affichent un faible taux de remplissage. Ces barrages peinent à répondre à la demande maximale en eau, ce qui accroît leur vulnérabilité au déficit hydrique. À l'inverse, les 32 barrages de l'Est du pays présentent un taux de remplissage plus acceptable, avoisinant les 60 %, grâce à des apports plus importants et à une meilleure fiabilité des systèmes hydriques. Ce contraste met en lumière les disparités régionales en matière de gestion des ressources en eau.

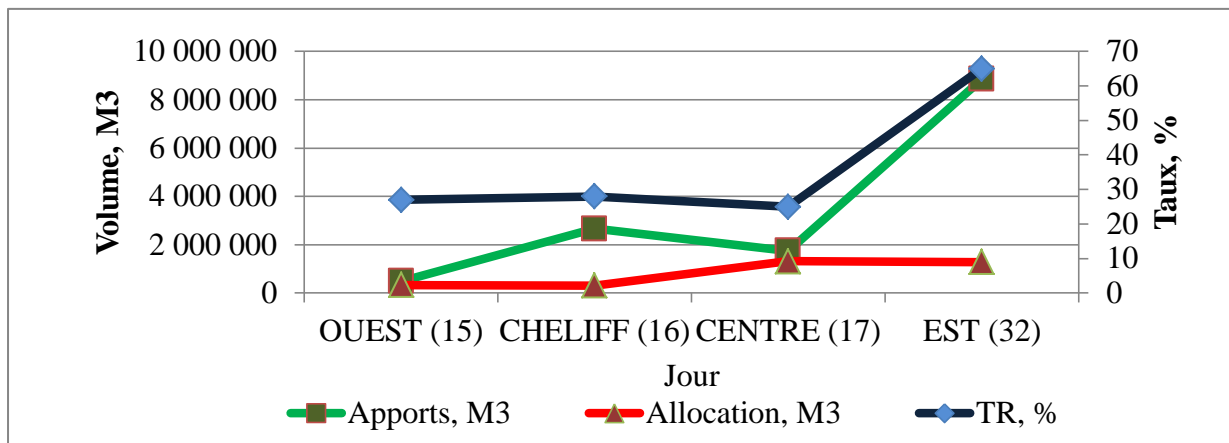


Figure I- 1: Etat des réserves au 31/12/2020:

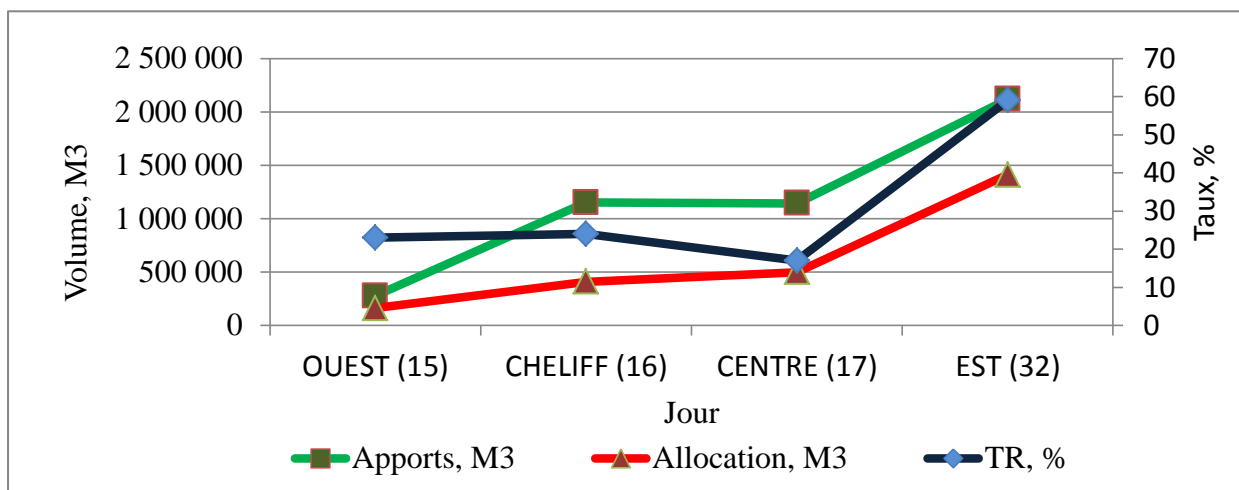


Figure I- 2: Etat des réserves au 31/12/2021

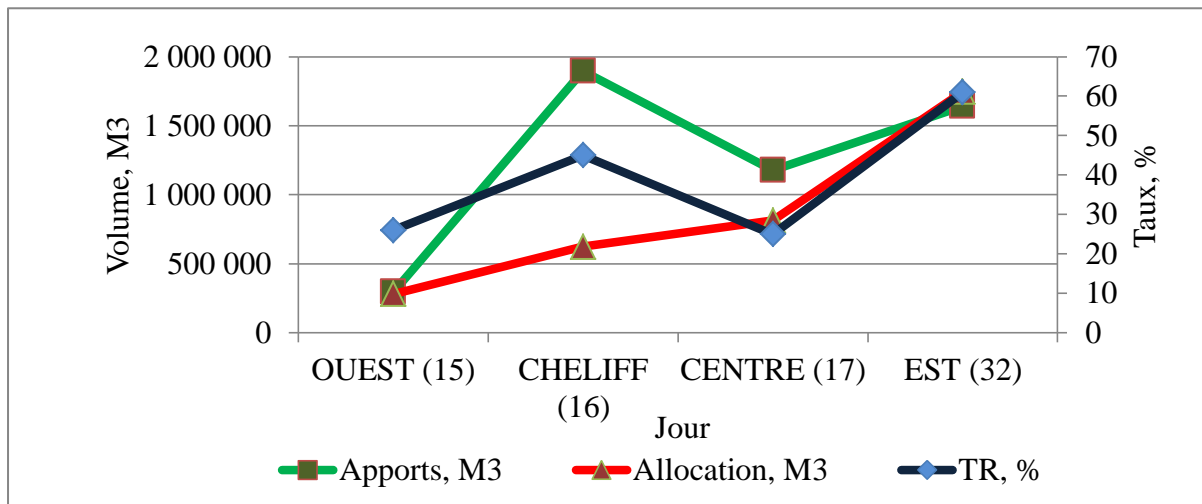


Figure I- 3: Etat des réserves au 19/08/2022

I.4 Contribution de la recherche.

Dans le cadre de ce projet doctoral, et afin de répondre à la problématique soulevée, cette recherche contribue à l'amélioration de la gestion actuelle des ressources en eau. Cela passe par la mise en place d'un environnement d'aide à la gestion, couvrant tout le spectre de la planification à long, moyen et court terme, jusqu'à l'optimisation de l'exploitation courante et l'évaluation des performances des systèmes hydriques. La gestion d'un réservoir implique la prise en compte de l'ensemble des contraintes physiques, et la description de l'évolution du système hydrique dans le temps se fait à travers l'équation de continuité, qui constitue la base de son exploitation et révèle ses contraintes opérationnelles.

Dans ce contexte, afin de surmonter ces défis et atténuer les contraintes liées à l'exploitation des réservoirs, plusieurs méthodes de simulation, de prévision et d'optimisation ont montré leur efficacité. Celles-ci permettent de développer des règles de gestion optimales, visant à satisfaire les demandes en aval tout en garantissant un stock de sécurité pour faire face aux événements exceptionnels. Les décisions sont ainsi prises en fonction des résultats obtenus, permettant une répartition satisfaisante de la ressource en eau, ou des ajustements si nécessaire.

En matière d'optimisation de la politique d'exploitation d'un système hydrique multicritère, l'algorithme de la chauve-souris a montré une supériorité par rapport à d'autres algorithmes évolutionnaires, tels que l'algorithme génétique et l'algorithme de l'essaim de particules (ParticleSwarmAlgorithm), en offrant un taux de fiabilité plus élevé et en réduisant significativement la vulnérabilité au déficit hydrique (Ehteram et al., 2018). Par ailleurs, l'utilisation d'un modèle basé sur l'algorithme génétique pour optimiser la gestion des crues a permis non seulement de sécuriser les zones en aval des systèmes hydriques, mais également de ramener le niveau de stockage des réservoirs à des valeurs sûres proches du maximum (Ren et al., 2022).

Les modèles d'optimisation, en tant qu'outils d'aide à la décision, sont largement et efficacement utilisés dans la gestion des ressources en eau. Cependant, les problèmes à résoudre sont souvent complexes, non linéaires et mal posés, rendant difficile la mise en relation des objectifs de réduction des coûts et d'amélioration de la rentabilité. Une approche consiste à combiner les modèles de simulation conventionnels de programmation linéaire et non linéaire avec des algorithmes méta-heuristiques, tels que les algorithmes évolutionnaires et ceux basés sur l'intelligence collective (swarm intelligence).

Récemment, les approches hybrides ont permis de surmonter les limitations propres à chaque algorithme, tout en intégrant de manière adéquate les variables dans des modèles d'optimisation multi-objectifs (Lai et al., 2022). De plus, une prévision hydrologique fiable et précise est cruciale pour la gestion optimale des ressources en eau et la réduction des risques de catastrophes naturelles. Les techniques avancées d'intelligence artificielle jouent un rôle essentiel dans ce domaine, notamment en matière de prévision hydrologique, d'analyse d'incertitude, d'évaluation de la modélisation hydrologique sous conditions variables, et d'optimisation multi-objectifs pour la gestion des barrages (Chang et Guo, 2020).

I.5 Structure de la thèse

La problématique de la gestion des systèmes hydriques est abordée plus en détail dans le deuxième chapitre, qui est consacré à l'historique de la gestion des barrages en général, ainsi qu'à une présentation approfondie des trois systèmes hydriques étudiés dans le cadre de ce projet doctoral. Le troisième chapitre est dédié à une revue de la littérature sur la gestion des barrages.

À partir des quatrième et cinquième chapitres, l'intervention de la recherche face à la problématique soulevée est développée. Ces chapitres traitent de la simulation et de la prévision des variables d'entrée, avec une présentation détaillée des méthodes employées. Le sixième chapitre est consacré à l'optimisation de la gestion des barrages à travers l'application des algorithmes génétiques, avec une analyse approfondie des résultats obtenus à partir des données observées, simulées et prévues.

Enfin, la conclusion générale synthétise les principaux enseignements tirés de cette recherche et formule des recommandations basées sur l'utilisation du modèle d'optimisation de la gestion des barrages à l'aide des algorithmes génétiques.

CHAPITRE. II :

HISTORIQUE DE LA GESTION DES BARRAGES

“I never teach my pupils, I only provide
the conditions in which they can learn”

Albert Einstein 1879-1955.

CHAPITRE.II. Historique de la gestion des barrages

Les barrages, véritables lacs artificiels, permettent une gestion optimisée de l'eau, tant dans l'espace en facilitant l'accès à cette ressource, que dans le temps, en stockant l'excès d'eau des saisons humides pour l'utiliser durant les périodes sèches. Cela illustre le principe fondamental de gestion de l'eau, qui repose sur l'équilibre écosystémique (Merri, 2012).

La gestion des barrages se décline en trois échelles temporelles, chacune ayant ses spécificités : long, moyen et court terme. À long terme, la gestion stratégique se fait à l'échelle mensuelle sur une période d'un an ou plus, avec pour objectif la conservation interannuelle des ressources en eau, grâce à un contrôle précis du stockage et du prélèvement. À moyen terme, la gestion stratégique et tactique intervient à l'échelle hebdomadaire, permettant d'atteindre un compromis entre des objectifs parfois conflictuels. Cette période est notamment propice à l'ajustement des volumes cibles à stocker dans les réservoirs afin de réduire les risques de crues importantes.

La gestion tactique à court terme, quant à elle, se déroule à l'échelle horaire sur une période d'une semaine, visant à ajuster les stocks et les prélèvements en fonction des objectifs fixés à moyen terme. Enfin, la gestion en temps réel repose sur l'optimisation continue des flux entrants et sortants d'un système hydrique à l'échelle horaire (Yeh et al., 1992).

Ces trois échelles temporelles de gestion sont interdépendantes : en théorie, les performances à court terme influencent les décisions à moyen terme, qui, à leur tour, sont essentielles pour évaluer les performances à long terme. Une fois la stratégie de gestion à long terme définie, elle fournit les conditions nécessaires aux gestions à moyen et court terme. Toutefois, en pratique, la combinaison de ces différentes échelles implique des simplifications qui peuvent être contraignantes. Identifier les meilleures méthodes de gestion des réservoirs reste ainsi un défi majeur en hydrologie opérationnelle.

II.1 Niveaux de gestion

La gestion d'un système hydrique s'organise autour de trois niveaux spatio-temporels (Faye et al., 2002) :

II.1.1 La gestion stratégique

La gestion stratégique intervient lorsque les apports au réservoir se situent entre les débits minimum et maximum admissibles. Ce type de régulation, qualifié de « stratégique », ne vise pas à modifier le débit naturel à court terme, mais repose sur des actions à long terme basées sur la prévision de la situation future. Elle consiste à stocker un volume d'eau suffisant pour atténuer les faibles débits en période de sécheresse, tout en anticipant des vidanges adéquates pour réduire les risques liés aux crues.

Cette gestion à long terme appréhende le système dans sa globalité, prenant en compte les réserves disponibles, les conditions climatiques, ainsi que les contraintes environnementales et techniques liées à l'infrastructure. Elle repose sur un cycle annuel, avec un pas de temps mensuel. La précision des prévisions à long terme concernant la demande en eau est tout aussi cruciale que les statistiques relatives aux apports futurs du système.

Les règles de gestion stratégique sont adaptées aux prévisions de débits en amont ainsi qu'aux apports futurs attendus. Par exemple, en cas de prévision de sécheresse sévère, il est primordial de conserver une quantité importante d'eau dans le réservoir à chaque étape de la régulation stratégique. L'objectif est que le volume stocké reste aussi proche que possible du volume projeté afin d'assurer une gestion optimale des ressources.

II.1.2 La gestion tactique

La gestion tactique intervient lorsque les apports au réservoir dépassent les limites admissibles, rendant nécessaire une régulation immédiate du débit naturel. Ce type de gestion, appelé « régulation tactique », se concentre sur des actions à court terme visant à ajuster les débits pour éviter des déséquilibres. Elle est essentielle pour allouer les ressources en eau aux différents usagers, conformément aux directives définies par la gestion stratégique (Faye et al., 1999).

La gestion tactique fonctionne à des intervalles de temps allant du jour à la semaine, avec un horizon de planification de quelques mois. Elle peut inclure la coordination de sous-systèmes hydriques, visant à optimiser l'utilisation des ressources tout en garantissant un compromis entre les objectifs à court terme et ceux à long terme.

II.1.3 La gestion en temps réel

La gestion en temps réel se concentre sur l'ajustement immédiat des opérations afin de satisfaire les objectifs définis par la gestion tactique (Malaterre et al., 1998). Ce processus continu d'aide à la décision repose sur une politique d'exploitation précise, avec des actions à court terme, généralement sur des intervalles de quelques minutes à quelques heures.

Pour être efficace, la gestion en temps réel doit s'appuyer sur des techniques de distribution d'eau adaptées et une modélisation avancée de la dynamique du système hydrique. Cela inclut l'utilisation de systèmes automatiques pour modéliser et ajuster les flux, avec des approches telles que l'asservissement, la régulation multidimensionnelle, et la commande prédictive (Zagona et al., 2001).

II.2 Objectifs de la gestion

La gestion des systèmes hydriques poursuit plusieurs objectifs, dont la régulation des apports via l'atténuation des crues et le soutien des débits d'étiage pour répondre à la demande en eau. Dans les régions arides et semi-arides, les apports pluviométriques ne coïncident souvent pas avec les besoins hydriques des cultures, surtout en été lorsque les réserves d'eau du sol sont quasiment nulles. C'est pourquoi, pour les grands barrages, la gestion se fait souvent à l'échelle interannuelle. Il s'agit de planifier des lâchers d'eau conséquents tout en conservant un volume minimum, souvent appelé « volume écologique ».

Ces opérations de lâchers sont déterminées par des politiques d'exploitation adaptées aux conditions d'apports d'eau au réservoir. Diverses techniques mathématiques ont été développées au fil des progrès informatiques pour établir des consignes de gestion basées sur des séries chronologiques de données hydro-climatiques. L'objectif final est de satisfaire la demande en eau tout en respectant les courbes optimales de remplissage et de vidange des réservoirs.

La vérification de l'atteinte de ces objectifs se fait après coup, à travers l'analyse des éventuelles défaillances, des déficits enregistrés, et des périodes de pénurie. Ces critères sont évalués en termes de fiabilité, de vulnérabilité et de flexibilité du système de gestion.

II.3 Modes de gestion

La gestion efficace d'un système hydrique nécessite de comprendre les réactions du système à son environnement, tout en tenant compte des objectifs de fonctionnement du réservoir. Dans les régions arides et semi-arides, la rareté et l'irrégularité des ressources en eau imposent aux gestionnaires et aux utilisateurs une vigilance accrue. Un suivi rigoureux du bilan hydrique de chaque barrage est essentiel pour fournir les informations nécessaires à une gestion optimisée. Selon l'échelle temporelle, différents modes de gestion peuvent être identifiés :

II.3.1 Gestion pour des périodes normales et prédéterminées :

Durant les périodes dites normales, les volumes d'eau stockés et les apports dans les barrages sont évalués à travers un bilan hydraulique journalier. Ce bilan, établi le premier de chaque mois, comptabilise les apports, les fuites, et les autres pertes liées à l'exploitation du barrage. Les données recueillies sont utilisées pour réaliser des simulations, des comparaisons et des analyses statistiques et hydrologiques.

II.3.2 Gestion des retenues en périodes déficitaires :

Les fluctuations naturelles des climats, tels que les périodes de sécheresse ou d'abondance d'eau, nécessitent une gestion intra et interannuels. L'objectif est de conserver les surplus hydriques durant les années excédentaires et de les utiliser pendant les années déficitaires. Des stratégies spécifiques doivent être mises en place en fonction des circonstances afin d'assurer une gestion adaptée à chaque situation.

II.3.3 Gestion des retenues en période de sécheresse

En période de sécheresse, la gestion du barrage repose sur le stock résiduel disponible au début de l'année hydrologique. Ce stock doit couvrir les besoins globaux annuels tout en maintenant une réserve de sécurité. Les gestionnaires doivent aussi tenir compte des prévisions relatives aux besoins des principales utilisations, telles que l'eau potable et l'irrigation. La régulation interannuelle impose une surveillance constante des stocks de réserve pour faire face aux sécheresses potentielles. Si les stocks de sécurité ne sont pas assurés dès le début de l'année hydrologique, les besoins en eau pour la campagne d'été seront ajustés en fonction des apports observés durant l'année.

II.3.4 Gestion des barrages en périodes humides

Lors des périodes humides, de grands volumes d'eau peuvent être perdus en raison de déversements incontrôlés. Ces lâchers peuvent provoquer des dégâts importants sur les rives. La maîtrise de ces excédents est cruciale pour une gestion optimale des eaux de surface. Cela nécessite une préparation adéquate en vue de la période hivernale, lorsque la demande en eau diminue. Les campagnes de dévasement, l'amélioration de la qualité des eaux écoulées et le traitement du bassin versant sont des actions prioritaires à entreprendre.

II.4 Gestion des Crues

Les barrages jouent un rôle fondamental dans la protection des zones aval, telles que les villes et les plaines, contre les crues. Ce rôle est assuré par la régulation des eaux de crue à travers des déversements contrôlés, combinés à un stockage temporaire qui permet d'atténuer les pointes de crue. Cette gestion permet de réduire efficacement les risques liés aux crues exceptionnelles.

II.5 Conflits dans la gestion des barrages

■

L'exploitation de réservoirs à objectifs multiples peut entraîner des conflits spatio-temporels liés à la concurrence entre les différents usages de l'eau. Ces conflits surviennent lorsque des objectifs divergents doivent être satisfaits simultanément, ou lorsque les priorités d'exploitation varient en fonction des besoins. L'absence de prévisions hydrologiques précises, notamment sur les périodes décennales ou saisonnières, complique encore la gestion des prélèvements, rendant plus difficile la conciliation entre les différents objectifs.

II.6 Cas d'étude de gestion de barrage

Pour mieux comprendre la problématique de gestion des barrages, trois grands réservoirs situés de l'Ouest à l'Est du pays ont été sélectionnés comme cas d'étude. Ce choix est basé sur la richesse des données disponibles concernant le bilan d'exploitation des barrages, leur capacité importante, et la fiabilité des informations collectées. Les barrages étudiés sont : Cheffia (Wilaya d'El Tarf), Ghrib (Wilaya de Ain Defla) et SMBA (Wilaya de Relizane).

Ces réservoirs jouent un rôle crucial dans la satisfaction des besoins en eau potable, industrielle et agricole, avec des lâchers modulés du printemps à l’automne et renforcés en été pour l’irrigation.

L’analyse des réserves des trois barrages pendant les trois premières années de stress hydrique (voir figures II-1, II-2 et II-3) révèle un faible taux de remplissage des réservoirs et des allocations en eau qui sont relativement faibles par rapport aux apports disponibles.

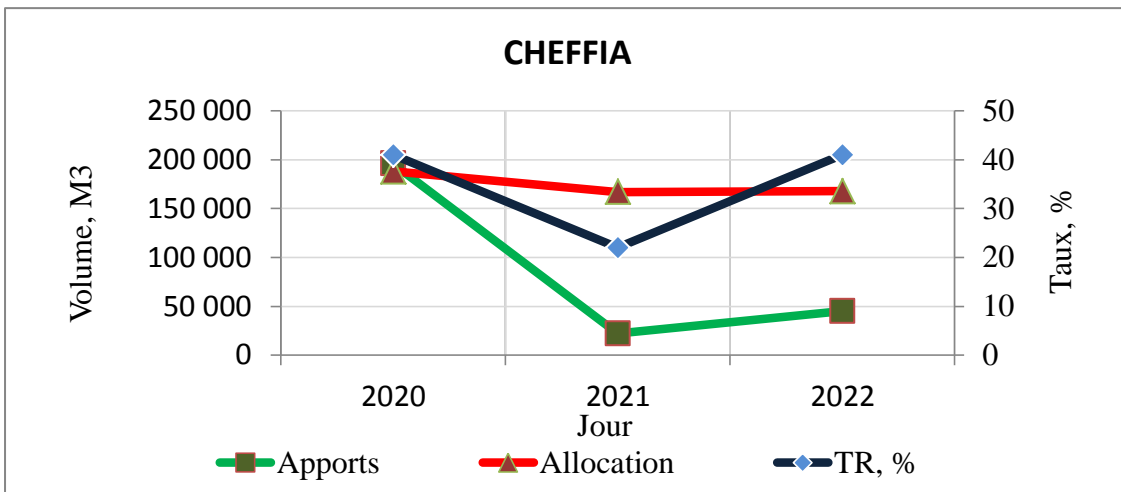


Figure II- 1: Etat des réserves de Cheffia

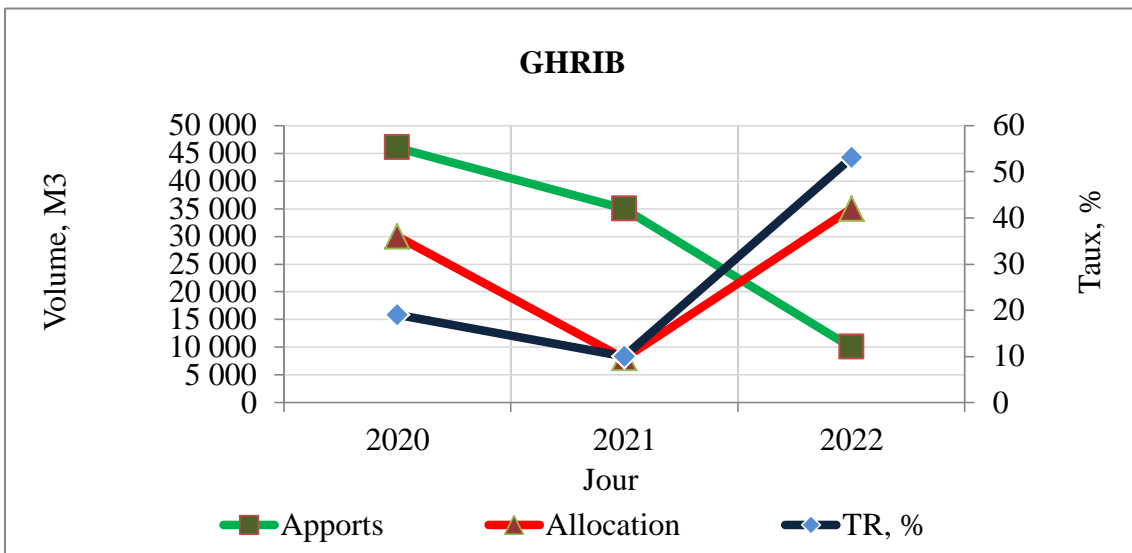


Figure II- 2: Etat des réserves de Ghrif.

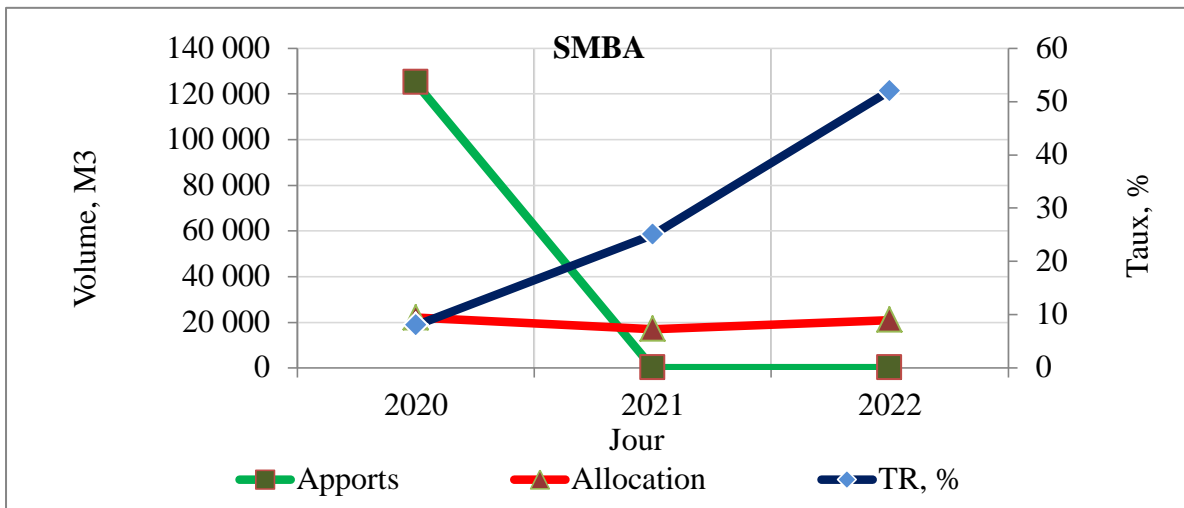


Figure II- 3: Etat des réserves de SMBA

En outre, une comparaison mensuelle interannuelle des allocations et du stockage des trois barrages depuis leur mise en service montre que le stockage est peu sensible aux variations des allocations (voir figures II-4, II-5 et II-6).

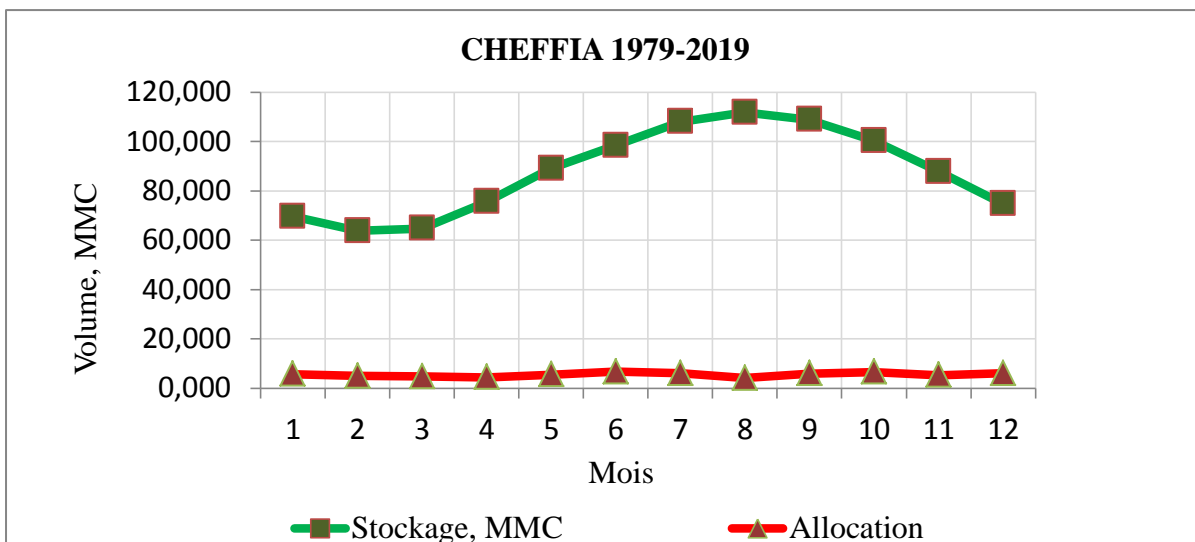


Figure II- 4: Allocations comparées au stockage du barrage Cheffia

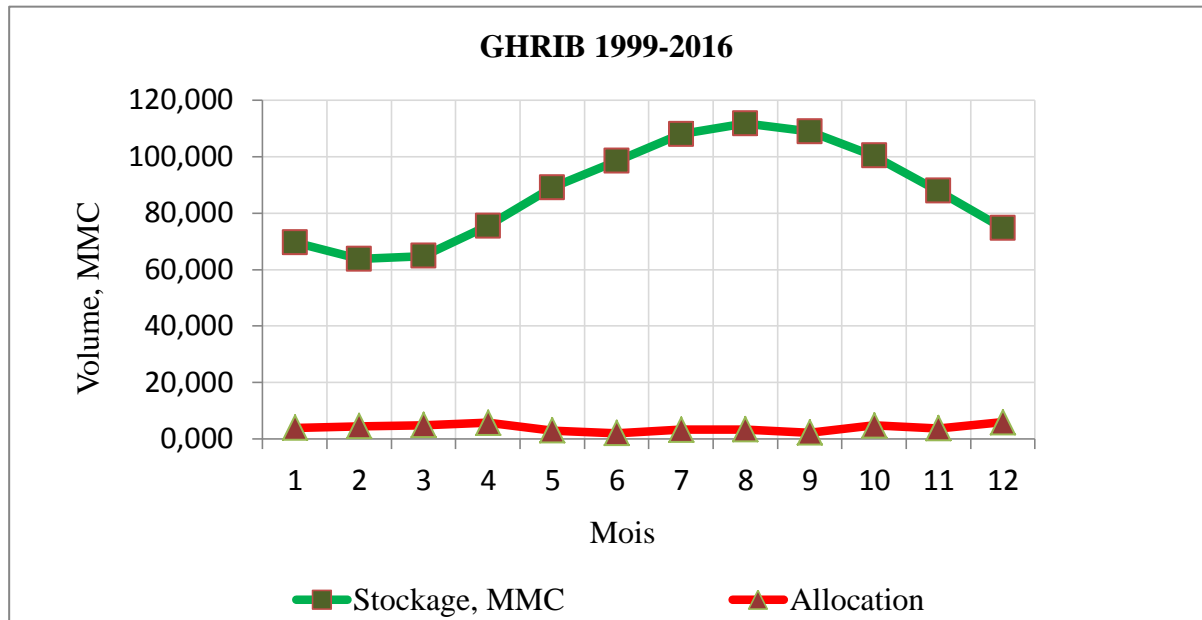


Figure II- 5: Allocations comparées au stockage du barrage Ghrif

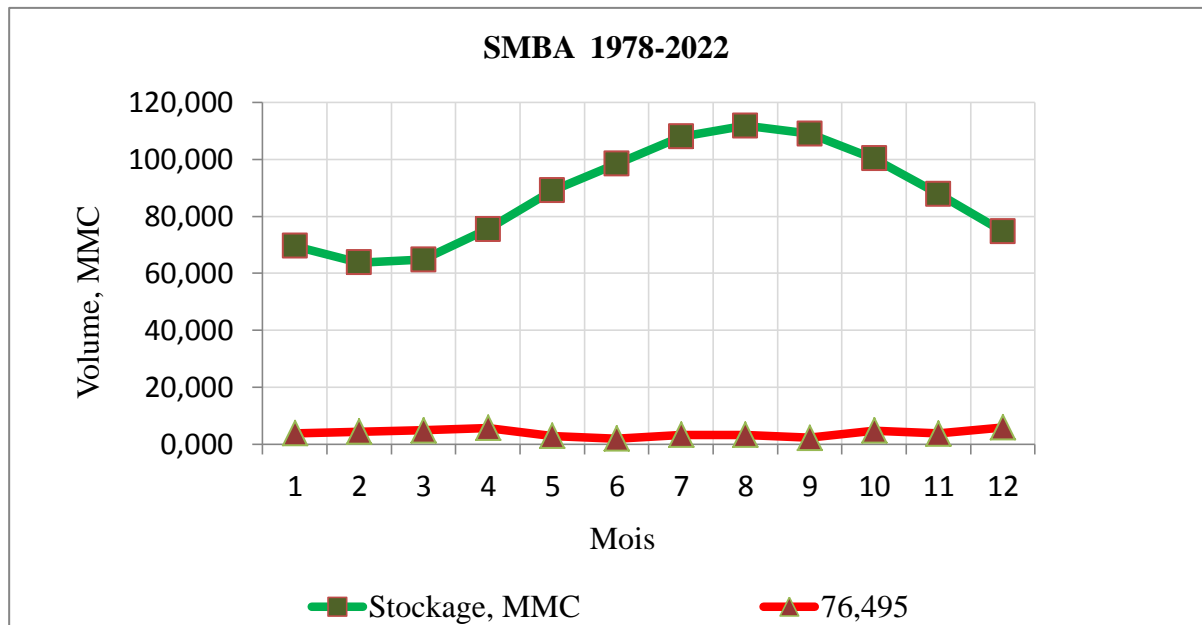


Figure II- 6: Allocations comparées au stockage du barrage SMBA

II.6.1 Présentation des barrages étudiés

Les caractéristiques morphologiques et hydrologiques des trois barrages étudiés, ainsi que la taille des séries de données du bilan d'exploitation, sont résumées dans le tableau II-1.

Tableau II- 1: Caractéristiques des trois barrages

Barrage	Cheffia	Ghrib	SMBA
Type de barrage	Terre	Enrochement	Terre
Oued	Bouamoussa	Cheliff	Mina
Capacité maximale, MMC	181	180	285
Volume mort, MMC	30	30	30
Apports, MMC/an	150	89	73
Evaporation, MMC/mois	0,500	0,700	0,980
Taux d'envasement, T/Km2/an	410		
Superficie du BV, Km2	575	2800	600
Pluviométrie annuelle, mm	800	400	300
Climat de zone	Sub humide	Semi aride	Semi aride
Stockage au 31/12/2021	64	90	65
Volume exploitable au 31/12/2021, MMC	63	85	63
Taille de la série des données d'exploitation, années	40	17	44
Période d'années hydrologiques	1979-2019	1999-2016	1978-2022
Pas de temps	Mensuel	Mensuel	Mensuel
Nombre de variables	6	6	6

Source des données : Agence Nationale des Barrages et Transferts (ANBT)

L'équation de continuité utilise six variables du bilan d'exploitation, à savoir : le stockage, les apports à la retenue, les évaporations, les allocations en eau, les fuites et les vidanges de fonds.

II.6.1.1 Le barrage de la CHEFFIA

Le barrage de Cheffia, d'une hauteur de 50 mètres, est un ouvrage en terre compactée situé sur l'Oued Bou Namoussa. Il est doté d'un masque étanche en argile sableuse compactée, situé en amont. Le couronnement de la digue est aménagé en voie de circulation asphaltée permettant la traversée de l'Oued Bou Namoussa.

Parmi les ouvrages hydrauliques annexes, l'évacuateur de crues se compose d'un seuil déversant équipé d'une vanne cylindrique, d'un puits circulaire relié à une galerie, ainsi que d'une chambre d'amortissement servant à restituer l'eau dans l'oued en aval. Cet évacuateur fonctionne de manière coordonnée avec la galerie de vidange de fond. Les prises d'eau sont situées dans les contreforts de la tour de l'évacuateur, et le barrage dispose de quatre prises destinées à la chasse de dévasement, accessibles via le pertuis de vidange.

Ce barrage joue un double rôle : il sert à la régulation des eaux pour l'alimentation en eau potable, industrielle et agricole, et protège contre les inondations. Il est particulièrement crucial pour la plaine d'effondrement de la Wilaya d'Annaba, d'une superficie de 60 000 hectares, vulnérable aux débordements des oueds Kebir à l'Est et Bou Namoussa à l'Ouest.

Le climat de la région est marqué par une saison pluvieuse s'étendant de septembre à mai, et une saison sèche de juin à août (SH, 1966). Une analyse des données pluviométriques sur 40 ans, basée sur l'indice pluviométrique, montre deux grandes périodes : une période humide de 38 années avec un indice pluviométrique légèrement inférieur à 1, et une période sèche couvrant deux épisodes distincts : d'août 1988 à novembre 1990 (28 mois) et de mai à octobre 2002 (6 mois).

La comparaison entre les apports d'eau et les allocations d'eau issues du bilan d'exploitation (figure II-7) révèle que, de manière interannuelle, les apports d'eau sont supérieurs aux allocations d'eau durant les mois de janvier à avril ainsi que pendant les mois de novembre et décembre.

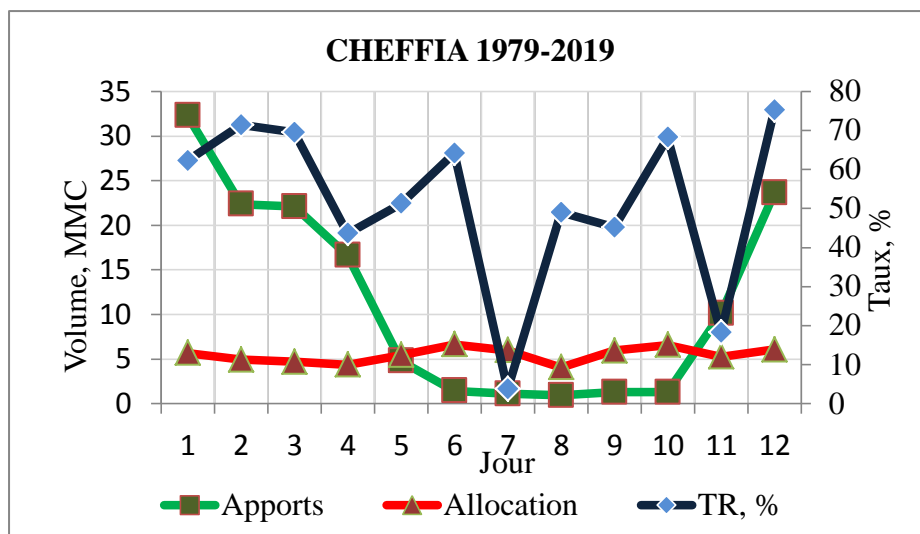


Figure II- 7: Etat des réserves du barrage de Cheffia

II.6.1.2 Le barrage du GHRIB

Le barrage en enrochements de Ghrib, d'une hauteur de 70 mètres et d'une capacité maximale de 285 millions de mètres cubes (MMC), est situé sur l'Oued Cheliff. Construit et achevé en 1935, ses fondations reposent sur une couche étanche de marnes supérieures, de grès moyen cimenté sur une vaste étendue, ainsi que de marnes épaisses inférieures. La cuvette du barrage date du Crétacé, composée principalement de roches imperméables, de marnes et de schistes.

Les ouvrages annexes du barrage sont regroupés dans une tour à trois niveaux, chacun comportant des vannes de fond, des chasses de vidange, ainsi que deux vannes cylindriques dédiées au prélèvement des débits. Ces aménagements ont été conçus pour anticiper un envasement progressif du réservoir. Au pied du barrage, une centrale hydroélectrique, capable de traiter 10 mètres cubes par seconde et de produire 10 millions de kilowattheures, a été construite en seulement dix-huit mois, entre 1940 et 1942. Cette installation permet d'alimenter la station de pompage et le réseau électrique local. À sa mise en service, le barrage de Ghrib avait pour objectif principal l'irrigation des vastes périmètres agricoles du Haut Cheliff (Thevenin, 1958). L'analyse des apports d'eau mensuels interannuels, dans le cadre du bilan d'exploitation du barrage de Ghrib, sur la période 1999-2016, montre deux phases distinctes. La première, une période sèche s'étendant de mai à septembre, durant laquelle les apports sont inférieurs à 1 million de mètres cubes (MMC). La seconde, une période humide allant d'octobre à avril, où les apports excèdent 10 MMC, avec des pics enregistrés en décembre et janvier. La comparaison des apports d'eau avec les allocations du bilan d'exploitation révèle que ces dernières dépassent les apports en eau durant les mois de juillet et août (figure II-8).

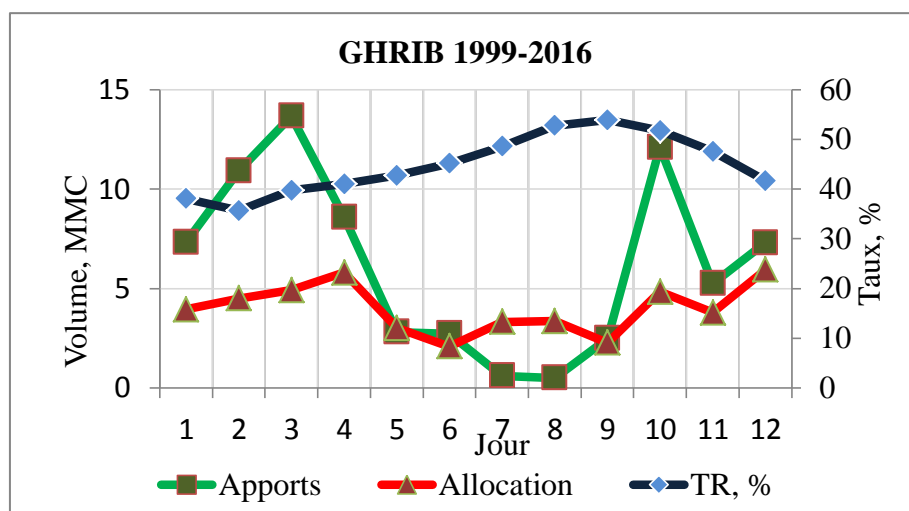


Figure II- 8: Etat des réserves du barrage de Ghrib.

Cependant, malgré ces allocations, elles restent inférieures à la demande moyenne en eau. En outre, l'observation du bilan mensuel interannuel du barrage indique un taux de remplissage moyen de 45 %, avec un taux de régularisation particulièrement élevé en février et mars, où les allocations d'eau augmentent de manière significative.

II.6.1.3 Le barrage de SIDI M'HAMED BENAOUA (SMBA)

Le barrage de SMBA, un ouvrage en remblai argileux homogène d'une hauteur de 64 mètres, est situé sur l'Oued Mina, principal affluent de l'Oued Cheliff. Les infrastructures annexes comprennent un évacuateur de crues sous forme d'une tour à seuil libre, une tour de prise d'eau avec jet creux à trois niveaux, ainsi que quatre vannettes de dévasement. Ces dernières permettent de soutirer de faibles débits chargés en sédiments à la fin des crues. Le barrage dispose également de deux vidanges de fond, situées respectivement à gauche et à droite, servant à réguler le plan d'eau et à garantir un dispositif de secours en cas de défaillance de la vidange gauche.

Le climat de la région est semi-aride, avec une pluviométrie annuelle moyenne de 435 mm. Les mois de juillet et août enregistrent des précipitations insignifiantes, inférieures à 6 mm sur l'ensemble du bassin versant. Juin et septembre constituent des mois de transition, avec des précipitations variant entre 17 et 23 mm. En revanche, les précipitations dépassent 35 mm entre octobre et mai, atteignant plus de 50 mm en novembre et en janvier (Coyne et Bélier, 1980).

L'analyse des apports d'eau mensuels moyens du barrage, sur une période de 44 ans (de septembre 1978 à août 2022), met en lumière la variabilité et l'incertitude des ressources hydriques, influencées par des facteurs systématiques et stochastiques. L'apport annuel moyen, pour la période allant de septembre 2012 à août 2022, est de 72 millions de mètres cubes (MMC). En comparant les apports d'eau mensuels à l'allocation maximale en eau, il est clair que cette dernière est inférieure aux apports, comme illustré dans la figure II-9, bien qu'elle reste également inférieure à la demande moyenne en eau.

L'évaporation annuelle moyenne s'élève à 12 MMC, représentant environ 16 % des apports en eau. Le taux de remplissage du barrage est de 48 % en moyenne mensuelle interannuelle. Toutefois, six mois de l'année présentent des taux de remplissage particulièrement faibles, ce qui peut être attribué à l'irrégularité de la distribution spatio-temporelle des précipitations, exacerbée par les effets du changement climatique.

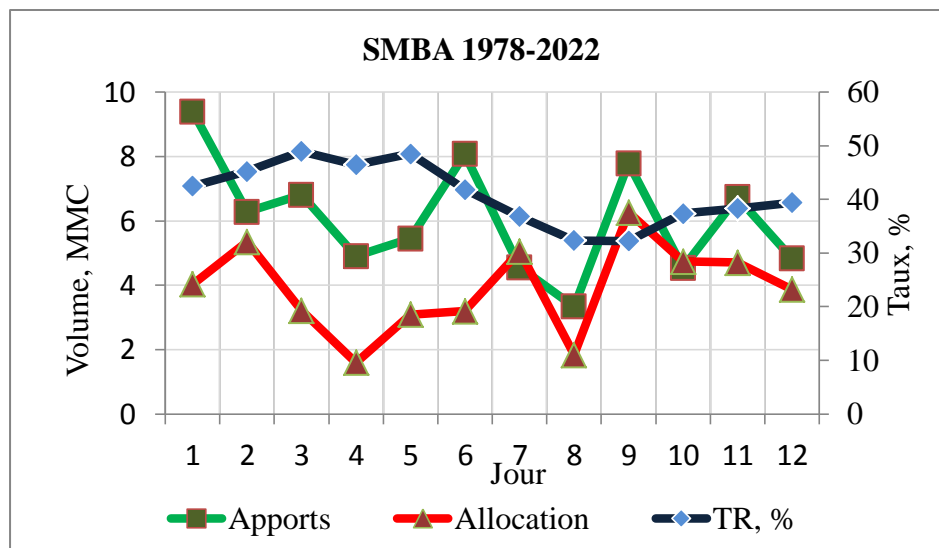


Figure II- 9: Etat des réserves du barrage de SMBA

II.6.2 Alluvionnement des barrages étudiés

Le problème de l'alluvionnement ou de l'envasement des retenues artificielles est un enjeu global, touchant environ 1 à 2 % de leur capacité chaque année (Schleiss et Pougatsch, 2011). Ce phénomène est amplifié par l'érosion hydrique des bassins versants, particulièrement dans les zones semi-arides et arides. L'envasement est donc une menace majeure pour la capacité de stockage des barrages en exploitation.

Pour pallier cet envasement, plusieurs techniques sont mises en œuvre, notamment les levés bathymétriques périodiques afin de mesurer l'accumulation des sédiments, ainsi que la chasse des vases par la vidange de fonds. Cette méthode consiste à ouvrir les vannettes de vidange pendant les courants de densité ou de turbidité, permettant ainsi d'entraîner les matériaux en suspension et ceux présents sur le fond. Bien que jugée efficace, rentable et économique par certains chercheurs (Remini et al., 1996), cette technique présente certains risques. En effet, des manœuvres fréquentes de vidange de fonds sous haute charge peuvent provoquer des vibrations importantes et même entraîner le blocage des vannes (Schleiss et Pougatsch, 2011). L'analyse comparative des volumes de vidange de fonds (VF) par rapport au stockage (ST) dans les trois barrages étudiés (figure II-10) montre des résultats contrastés.

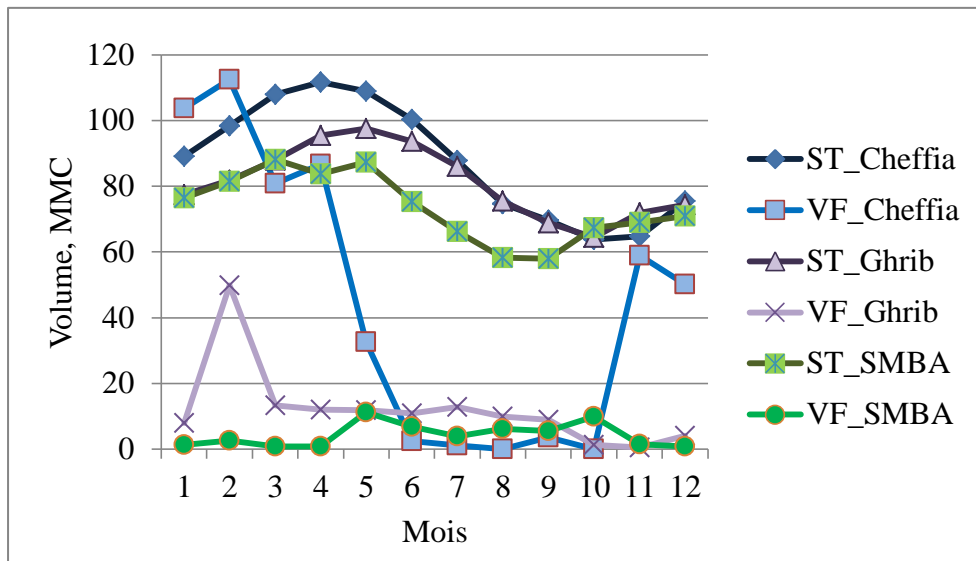


Figure II- 10: Comparaison de la vidange de fonds par rapport au stockage

Pour les barrages de Ghrib et de SMBA, les volumes de vidange de fonds sont insignifiants par rapport au stockage total. Cependant, dans le cas du barrage de Cheffia, les volumes lâchés sont bien plus importants, dépassant même les volumes de stockage pour les mois de janvier et février. En novembre, les valeurs de vidange de fonds et de stockage coïncident presque.

II.6.3 Bilans d’exploitation des barrages étudiés

L'examen des bilans d'exploitation des barrages de Ghrib et de SMBA met en évidence des apports en eau à la fois irréguliers et aléatoires, une caractéristique typique des zones semi-arides. Toutefois, ces apports se révèlent globalement moins importants que les allocations en eau, ce qui indique une certaine sensibilité des barrages de Ghrib et de SMBA aux allocations. À l'inverse, dans le cas du barrage de Cheffia, les apports en eau sont plus abondants que les allocations, soulignant ainsi une insensibilité des apports à ces dernières. Cela se reflète clairement dans la figure II-11, qui illustre la sensibilité de la variation des apports en eau par rapport aux allocations.

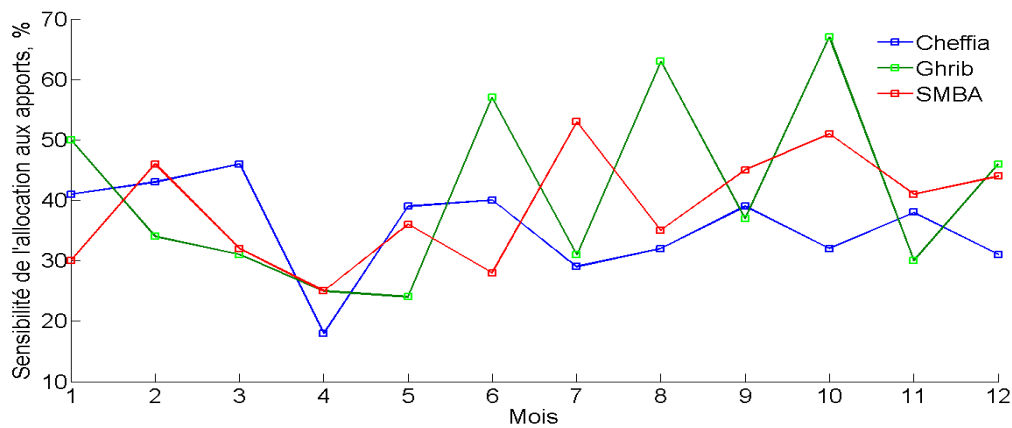


Figure II- 11: Sensibilité des apports aux allocations

En récapitulatif, l'analyse des bilans d'exploitation des barrages de Cheffia, Ghrib et SMBA montre un taux de remplissage moyen interannuel inférieur à 50 %, avec un taux de vulnérabilité supérieur à 54 % (voir Tableau II-2).

Tableau II- 2: Bilan synthétique d'exploitation des trois barrages en moyenne mensuelle.

	Cheffia	Ghrib	SMBA
Taux de remplissage, %	45	45	48
Apports d'eau, Hm ³	11	6	6
Stockage, MMC	88	81	35
Allocation, MMC	6	4	2
Demande moyenne en eau, MMC	6	6	7
Demande maximale en eau, MMC	18	23	9
Taux d'évaporation par rapport aux apports, %	1	1	3
Taux d'allocation par rapport aux apports, %	9	8	48
Taux de vulnérabilité au déficit hydrique, %	51	53	59
Taux de sensibilité des allocations / apports, %	34	39	37

En conséquence, l'analyse :

- De l'état des réserves des barrages de Cheffia, Ghrib et Sidi M'hamed Ben Aouda (SMBA) pour les années 2020, 2021 et 2022 a révélé un taux de remplissage moyen de 49 %, des allocations en eau inférieures aux apports et une satisfaction limitée de la demande en eau.
- Du bilan mensuel d'exploitation de ces trois barrages depuis leur mise en service a montré un taux de remplissage mensuel interannuel moyen de 46 %, ainsi qu'un taux de sensibilité des apports par rapport aux allocations en eau de 37 %.
- Des fuites d'eau au niveau de ces ouvrages a révélé que celles-ci sont négligeables comparées au volume de stockage.

Compte tenu également :

- Du faible taux de fiabilité de ces systèmes hydriques,
- De l'insensibilité des apports en eau par rapport aux allocations,
- De l'insensibilité du stockage aux variations des allocations,
- De l'impact de la vidange de fond sur le stockage dans le cas du barrage de Cheffia,

Il en ressort que la problématique découle principalement de l'exploitation courante de ces infrastructures.

Pour répondre à cette vulnérabilité des barrages face au déficit hydrique, bien que les apports en eau soient parfois importants, il est essentiel de prendre en compte leur rôle crucial dans la définition des consignes d'exploitation. Cependant, en raison de leur caractère stochastique, la simulation ou la prévision de ces apports à l'aide des modèles classiques, qu'ils soient déterministes ou dynamiques, n'aboutit pas toujours à des résultats probants.

À cet égard, il serait utile d'avoir une rétrospective sur la gestion actuelle des barrages. La connaissance des avantages et des insuffisances de cette gestion, illustrés dans le tableau II-2, ainsi que l'impact des aléas climatiques, permet de mieux comprendre ces systèmes. Cela ouvre la voie à l'amélioration de leur gestion par le recours à des outils numériques de modélisation, de prévision et d'optimisation. À travers le monde, l'utilisation de ces technologies dans la gestion des barrages a évolué considérablement, culminant avec l'introduction de l'intelligence artificielle, qui a révolutionné les sciences hydrologiques et la gestion des lacs artificiels.

CHAPITRE. III :
BIBLIOGRAPHIE DE LA GESTION
DE BARRAGES

“I’m neither clever nor especially gilded,
I’m only very curious”
Albert Einstein 1879-1955.

CHAPITRE.III. Bibliographie de gestion des barrages :**III.1 Introduction**

La modification d'un cours d'eau pour stocker temporairement ou en permanence les eaux est un des premiers exemples de l'ingénierie humaine, illustré par la construction de barrages. Les premières réalisations datent de l'Antiquité, comme le barrage de Jawa en Jordanie et celui de Saad El Kafara en Égypte, construits il y a environ 500 ans. Au début du XXe siècle, le monde comptait environ 45 000 barrages, et la Chine recensait, à elle seule, plus de 20 000 barrages sur son territoire en 1998 (Schleiss, 2000).

Les barrages augmentent les usages potentiels des cours d'eau en jouant plusieurs rôles clés : ils servent de régulateurs des débits, de protecteurs contre les crues, de sources d'approvisionnement en eau pour l'irrigation et d'autres usages. En plus de ces fonctions, un barrage peut également créer un lac artificiel qui favorise le développement d'un nouvel écosystème, soutient la recharge des nappes phréatiques et offre des espaces pour des activités récréatives.

Un barrage remplit plusieurs objectifs essentiels :

- **Régulation des débits** : il permet de soutenir les étiages pour répondre aux besoins en eau, en particulier pour l'agriculture irriguée.
- **Protection contre les crues** : il réduit les fortes crues et maintient les faibles crues, nécessaires à l'équilibre écologique.
- **Activités économiques** : il favorise l'irrigation, la production d'énergie hydroélectrique et le développement de zones récréa-touristiques.

Cependant, la construction d'un barrage n'est pas sans conséquence. Elle modifie la qualité des eaux retenues, force parfois le déplacement de populations, réduit les surfaces agricoles et impacte les zones humides ainsi que les habitats fauniques. Pendant longtemps, le bilan des avantages et des inconvénients des barrages a été perçu comme largement favorable, notamment grâce à l'hydroélectricité, souvent qualifiée d'énergie propre (Marche, 2004).

Depuis 1992, la croissance du nombre de grands barrages dans le monde s'est accélérée en raison de l'augmentation rapide de la population mondiale, entraînant une demande croissante en eau, en irrigation et en énergie.

III.2 Etat d'art rétrospectif de la gestion de système hydrique

La gestion d'un barrage hydraulique est principalement conditionnée par l'application rigoureuse de consignes d'exploitation, régulièrement mises à jour en fonction des fluctuations des paramètres hydro-climatiques. Pour comprendre et suivre le fonctionnement d'un barrage, des courbes de remplissage sont établies à partir des volumes stockés et des hauteurs d'eau correspondantes. Ces courbes permettent de définir un programme de gestion incluant des sous-remplissages préventifs pour mieux contrôler les crues hivernales. La gestion des barrages est également encadrée par un programme de vidange décennale.

La gestion optimale d'un barrage nécessite de prendre en compte l'apport en eau, les lâchers, et les manœuvres des vannes, qu'il s'agisse de prélèvements, de vidanges ou de laminage des crues. Grâce aux avancées dans la recherche, la gestion des barrages s'est continuellement améliorée, notamment grâce aux travaux de pionniers comme Louks (1968), qui a formulé le problème de l'exploitation des systèmes hydriques en termes de probabilités. En modélisant les apports naturels comme un processus markovien, il a optimisé les bénéfices nets en déterminant les probabilités d'atteinte d'un certain état du réservoir.

Ces probabilités permettent de calculer les prélèvements et les apports possibles. Bien que cette approche puisse s'avérer fastidieuse, elle permet d'incorporer les risques et de modéliser la corrélation temporelle des apports naturels. Revelle et al. (1969) ont développé une approche linéaire pour la gestion des barrages en optimisant l'emmagasinement et les prélèvements en fonction de l'état du système à chaque période.

La gestion des barrages implique également de prendre des décisions au jour le jour, particulièrement en période d'étiage. L'enjeu est de choisir les lâchers pour soutenir les débits en aval tout en anticipant les besoins futurs. Cependant, cette gestion rencontre des difficultés liées à l'incertitude des coûts de défaillance (en cas de non-satisfaction des objectifs) et aux prévisions incertaines des débits futurs (Miquel et al., 1983).

Les méthodes de programmation dynamique, linéaire et non linéaire, rapportées par Yeh (1985), sont souvent utilisées pour optimiser la gestion des systèmes hydriques. Ces méthodes permettent d'établir des politiques d'exploitation, tant pour le court que le moyen terme, en prenant en compte les risques associés. Les modes d'exploitation d'un système de réservoirs se divisent principalement en deux catégories :

1. **Approche décisionnelle périodique** : Les prélèvements sont calculés au début de chaque période en fonction de l'état du réservoir et des prévisions des apports naturels.
2. **Approche normale** : Une politique fixe les prélèvements pour toute la période à venir, en fonction de l'état initial du système, sans recalcul nécessaire à chaque nouvelle période.

Des travaux comme ceux de Turgeon (1980, 1981) et de Marino et Loaiciga (1985) ont démontré l'efficacité de la programmation dynamique déterministe dans l'optimisation des prélèvements. Changchit et Terrell (1993) ont également montré que plusieurs facteurs influencent ces modèles, tels que le type de système (un barrage ou plus), l'horizon d'exploitation, et les objectifs (régularisation des apports, satisfaction des besoins multiples).

Les modèles stochastiques, introduits par Loucks et al. (1981) et Tejada Guilbert et al. (1993), se basent sur des probabilités conditionnelles pour calculer les débits entrants et sortants entre deux périodes successives. Ces modèles sont particulièrement utiles dans les bassins versants où les données disponibles sont rares ou incertaines.

Malgré les nombreuses avancées dans la modélisation des systèmes hydriques, des écarts persistent entre les développements théoriques et leur mise en œuvre pratique (Yeh, 1985 ; Wurbs, 1993). Dans les zones semi-arides, la gestion des réservoirs suit une politique de compromis entre la quantité d'eau à distribuer pour l'irrigation estivale et la conservation des ressources pour les semis d'automne (Lebdi et al., 1997).

La modélisation stochastique des séries temporelles hydrologiques est un outil crucial pour optimiser la gestion des réservoirs. Les modèles autorégressifs de type ARMA, comme ceux développés par Bouziane (1989), et les méthodes proposées par Karamouz et al. (2003), permettent de simuler les apports naturels avec une précision accrue en prenant en compte les incertitudes climatiques et hydrologiques.

Enfin, la gestion des risques dans les systèmes hydriques est une composante essentielle de la planification à long terme. Tremblay (1989) a mis en place des outils théoriques permettant d'évaluer et de réviser les politiques de gestion à court terme, en tenant compte des risques de défaillance et des bénéfices associés. Cette approche hybride, qui combine programmation dynamique stochastique et probabilités conditionnelles, permet d'obtenir des résultats fiables en simulant les apports naturels à chaque période.

La gestion d'un barrage hydraulique est conditionnée par le respect des consignes d'exploitation, qui peuvent être ajustées en fonction des variations des paramètres hydrologiques et climatiques. Ces ajustements permettent de réguler le barrage en fonction des volumes stockés et des hauteurs d'eau, avec des courbes objectives de remplissage basées sur des relevés précis. La gestion des barrages se fait selon des programmes de remplissage prévoyant un sous-remplissage préventif afin de mieux répondre aux crues hivernales. Ces pratiques sont encadrées par des courbes de gestion ajustées au fil du temps, notamment lors des vidanges décennales.

Les consignes d'exploitation intègrent les apports et les déversements d'eau, en prenant en compte les manœuvres des vannes pour le prélèvement, la vidange et la régulation des crues. Depuis les années 1960, la gestion des barrages s'est perfectionnée grâce aux recherches menées par des pionniers comme Loucks (1968). Il a proposé une modélisation probabiliste des apports naturels par un processus markovien, permettant d'optimiser la gestion des barrages en fonction des probabilités d'atteinte de certains niveaux d'emmagasinement. Cette approche a introduit l'idée d'intégrer le risque et la corrélation temporelle des apports naturels dans la gestion des systèmes hydriques.

Revelle et al. (1969) ont par la suite développé une méthode déterministe basée sur une règle d'exploitation linéaire, facilitant la prise de décision sur les prélèvements à effectuer à chaque période en fonction de l'état initial du réservoir. Ces méthodes d'optimisation visent à déterminer une politique normale de gestion qui puisse être ajustée si nécessaire.

La gestion optimale des barrages, notamment lors des périodes d'étiage, reste complexe en raison de l'incertitude sur les prévisions des débits et les coûts de défaillance en cas de non-satisfaction des objectifs. Yeh (1985) a rapporté plusieurs méthodes d'optimisation, incluant les programmations dynamiques, linéaires et non linéaires, applicables aux cas déterministes et stochastiques. Ces méthodes permettent de répondre aux défis posés par les horizons de décision à moyen terme, en tenant compte des risques inhérents à la gestion des systèmes hydriques.

Les méthodes d'exploitation des réservoirs peuvent être classées en deux grandes catégories. Dans la première, les prélèvements sont ajustés à chaque période décisionnelle selon l'état du système et les prévisions des apports naturels. Dans la seconde, une politique fixe, dite « normale », est appliquée sur une période donnée, où les prélèvements sont déterminés en amont et ajustés selon un tableau d'exploitation.

Des méthodes plus sophistiquées, comme la programmation dynamique déterministe, permettent d'optimiser les prélèvements en fonction des prévisions des apports futurs. Grâce à l'équation de continuité et au principe d'optimalité progressive, une courbe optimale est obtenue pour chaque réservoir. Ce principe est applicable même à des systèmes multi-réservoirs, comme démontré par Turgeon (1980, 1981) et Marino et Loaiciga (1985).

Les avancées en matière d'optimisation stochastique explicite, introduites par Loucks et al. (1981) et Tejada Guilbert et al. (1993), ont permis de développer des règles de gestion fondées sur les probabilités conditionnelles. Ces méthodes sont particulièrement utiles dans des bassins versants avec des données limitées, où les volumes stockés ou lâchés sont fixés indépendamment des apports à l'amont.

Cependant, malgré les progrès théoriques, des lacunes persistent dans la mise en œuvre pratique de ces méthodes. Yeh (1985) et Wurbs (1993) ont souligné que, malgré plusieurs décennies de recherches, il reste un écart important entre les développements théoriques et leur application réelle.

Dans les zones semi-arides ou subhumides, la gestion des réservoirs à double objectif nécessite un compromis entre la quantité d'eau à distribuer pour l'irrigation estivale et les volumes nécessaires pour la levée des semis d'automne (Lebdi et al., 1997). Bouziane (1989) a proposé une politique optimale d'exploitation basée sur des modèles autorégressifs, tandis que Tremblay (1989) a introduit des méthodes de gestion des risques, en combinant programmation dynamique stochastique et probabilités conditionnelles.

Les méthodes déterministes, comme celles de Karamouz et al. (2003), intègrent des modèles stochastiques pour tenir compte des incertitudes liées aux apports. L'usage des modèles autorégressifs de moyenne mobile (ARMA) a permis de générer des séries temporelles synthétiques et d'améliorer la prévision des apports hydrologiques.

L'identification des saisons hydrologiques est cruciale dans l'estimation des paramètres de prévision, car elle permet de reproduire les effets couplés des facteurs climatiques et hydrologiques, tout en réduisant le nombre de paramètres à estimer. Cette simplification améliore la précision des prévisions, comme démontré par Salas et al. (1982).

III.3 Révolution numérique du 3ème millénaire en gestion de barrage.

Le développement numérique a transformé de nombreuses sciences, y compris la gestion des infrastructures hydrauliques. Malgré ces avancées, certains exploitants de barrages préfèrent la gestion manuelle basée sur leur propre expérience, se montrant sceptiques face aux modèles de simulation. Selon Labadie (2004), cette réticence est due aux limites des anciens logiciels et matériels, qui imposaient des simplifications que les exploitants trouvaient peu acceptables. En effet, les modèles d'optimisation, plus complexes que les modèles de simulation, sont souvent perçus comme difficiles à maîtriser, notamment à cause de la difficulté à intégrer les notions de risque et d'incertitude.

Les apports d'eau dans les réservoirs des barrages, qui varient de manière aléatoire, ne correspondent pas toujours aux lâchers nécessaires pour répondre à la demande en eau. Ces incertitudes dans la gestion des lâchers nécessitent l'utilisation de divers modèles pour simuler et analyser les apports et les outputs du barrage, avec des scénarios multiples afin d'optimiser les décisions.

Des techniques telles que la programmation dynamique, linéaire et non linéaire, ainsi que des outils plus récents comme les réseaux de neurones artificiels (RNA) et la logique floue (LF), offrent de nouvelles perspectives pour la modélisation des barrages. Par exemple, Souag (2007) a montré l'efficacité de l'analyse en composantes principales (ACP) dans la modélisation et la prévision des paramètres hydrométéorologiques, surpassant les modèles classiques ARMA dans la reproduction des cycles humides et secs.

Les avancées récentes de l'intelligence artificielle ont révolutionné le domaine. Des algorithmes évolutionnaires comme les algorithmes génétiques (AG), les algorithmes d'essais particuliers (PSA), ou encore les algorithmes papillon de recherche (MSA), permettent d'optimiser la gestion des barrages en tenant compte des incertitudes liées aux apports d'eau et à la demande. Le modèle hybride combinant AG et programmation non linéaire, par exemple, a montré son efficacité dans l'optimisation des politiques d'exploitation de barrages à usages multiples.

D'autres approches comme les algorithmes génétiques hiérarchiques ou les modèles neuro-flous, améliorent les prévisions hydrologiques tout en intégrant des incertitudes dans les données. Leur performance en matière de gestion optimisée des systèmes hydriques complexes a été démontrée dans plusieurs études, notamment en matière de régulation des apports d'eau pour maximiser la production hydroélectrique ou améliorer le débit écologique en période sèche.

Les défis actuels pour une gestion optimale des barrages incluent la complexité des variables d'état et la nécessité de simuler précisément les apports d'eau, en particulier durant les périodes de sécheresse. C'est dans ce contexte que les nouvelles approches numériques offrent un potentiel énorme pour améliorer la prise de décision et garantir une gestion durable des ressources hydriques.

La révolution numérique du 3e millénaire a introduit des innovations majeures dans la gestion des barrages, bien que certaines réticences subsistent parmi les exploitants qui préfèrent une gestion manuelle basée sur l'expérience personnelle. Labadie (2004) souligne que cette réticence provient en partie des limites historiques du matériel informatique, qui obligeaient à des simplifications que les exploitants ne pouvaient accepter. Aujourd'hui, avec l'amélioration des outils numériques, la modélisation et l'optimisation permettent de mieux appréhender les incertitudes et de proposer des stratégies plus précises pour l'exploitation des barrages.

Les modèles d'optimisation, bien qu'ils soient mathématiquement complexes, permettent une gestion plus efficace. Ils peuvent cependant poser des difficultés, notamment en ce qui concerne l'incorporation des risques et de l'incertitude, et la complexité du choix entre différentes méthodes d'optimisation. Les approches les plus avancées, telles que la programmation dynamique stochastique, l'intelligence artificielle (IA) et les algorithmes évolutionnaires, ont montré des résultats prometteurs dans la gestion des barrages.

L'intelligence artificielle, en particulier avec les réseaux de neurones artificiels (RNA) et la logique floue, a émergé comme un outil clé. Des modèles hybrides comme l'ANFIS (système adaptatif d'inférence neuro-floue), combinant RNA et logique floue, ont été utilisés pour améliorer la prévision et la gestion des lâchers d'eau. Cependant, ces modèles posent des défis liés à l'augmentation exponentielle des paramètres, notamment lorsque le nombre de variables augmente.

Les algorithmes génétiques (AG) se sont révélés particulièrement efficaces dans l'optimisation de la gestion des barrages, notamment pour la gestion des lâchers d'eau en fonction des besoins d'irrigation et de l'approvisionnement en eau. Comparés à la programmation linéaire et dynamique stochastique, les AG offrent une flexibilité accrue et de meilleures performances dans des systèmes hydriques complexes. Des algorithmes avancés, comme les AG hiérarchiques adaptatifs, ont également montré leur supériorité en matière de convergence et de bénéfices pour la génération hydroélectrique.

En parallèle, des modèles neuro-flous et neuronaux sont utilisés pour prédire des phénomènes hydrologiques complexes, tels que l'évaporation et les apports d'eau au réservoir. Ces modèles permettent d'améliorer la gestion des barrages en intégrant des variables environnementales incertaines et en fournissant des prévisions plus fiables.

Enfin, la gestion optimisée en temps réel, basée sur des outils de simulation et des algorithmes d'optimisation, est de plus en plus adoptée, bien que certains exploitants continuent de préférer des méthodes plus traditionnelles, comme l'utilisation de courbes de remplissage. Toutefois, l'intégration de l'IA dans la gestion des ressources en eau a ouvert la voie à des stratégies plus précises et adaptatives, particulièrement dans les régions vulnérables au changement climatique, comme l'Algérie. Les barrages de Ghrib, Cheffia et SMBA, choisis pour cette étude, illustrent bien ces défis, avec des apports d'eau incertains et une demande en eau croissante.

La modélisation hydrologique a largement bénéficié de l'évolution des outils statistiques et des approches d'intelligence artificielle. Parmi les modèles classiques, les modèles ARMA, ARIMA et SARIMA se sont distingués pour la simulation et la prévision des séries chronologiques, en particulier dans des contextes où la stationnarité et l'autocorrélation sont présentes. Toutefois, ces modèles présentent des limites lorsqu'il s'agit de traiter des données non stationnaires, souvent observées dans les zones arides et semi-arides. Pour ces régions, marquées par l'incertitude et l'irrégularité des ressources en eau, des approches plus adaptées sont nécessaires.

Afin de répondre à ces défis, l'analyse en composantes principales (ACP) a été intégrée dans la modélisation hydrologique pour simplifier la complexité des systèmes. L'ACP permet de réduire le nombre de variables en éliminant les corrélations inutiles entre elles, facilitant ainsi l'élaboration de modèles prédictifs plus précis et moins complexes. Cette méthode est particulièrement utile lorsque les séries de données historiques présentent des variables fortement corrélées, comme c'est souvent le cas dans les systèmes de gestion de barrages.

Le modèle « GESTOP », développé par le groupe de recherche portant le même nom, se base sur l'ACP répétitive et un modèle multi-régressif pour optimiser la gestion des barrages. L'originalité de ce modèle réside dans sa capacité à réduire la colinéarité entre les variables, ce qui permet de mieux modéliser les apports au barrage et d'optimiser l'allocation des ressources en eau. Les travaux pionniers menés dans ce domaine (Dechemi et al., 1994 et 1997 ; Bermad2004) ont confirmé l'efficacité de cette approche, avec des publications récentes démontrant son évolution et son succès continu (Mezenner et al., 2022 et 2023).

Dans les zones arides et semi-arides, la gestion des barrages est essentielle pour l'irrigation, l'une des principales utilisations de l'eau. Les gestionnaires doivent non seulement maximiser l'efficacité de l'utilisation de l'eau, mais aussi anticiper les volumes disponibles, conditionnés par des apports irréguliers. La simulation précise de ces apports devient donc un enjeu majeur, et les modèles hybrides basés sur l'ACP et d'autres techniques statistiques avancées, tels que les algorithmes génétiques et l'IA, jouent un rôle crucial dans l'amélioration de la prévision hydrologique et de la gestion des barrages.

Ainsi, l'intégration de l'ACP et d'autres méthodes d'optimisation dans les modèles de gestion des ressources en eau permet de surmonter certaines des limitations des approches classiques tout en offrant des solutions plus robustes pour la prévision et la gestion des apports hydriques dans un contexte de changement climatique.

CHAPITRE IV : SIMULATION DES VARIABLES D'ENTREES

“As far as laws of mathematics refer to reality,
they're not certain, and as far they're certain,
they don't refer to reality.”
Albert Einstein 1879-1955.

CHAPITRE.IV. Simulation des variables des entrées

La simulation, par définition, consiste à rendre réel ce qui ne l'est pas. Elle est couramment utilisée dans les sciences pour créer des modèles informatiques permettant de tester ou de valider des théories, offrant ainsi une alternative précieuse à l'expérimentation directe, qui peut parfois s'avérer risquée ou complexe. En construisant un modèle aux caractéristiques bien définies, la simulation permet de comprendre le comportement d'un processus ou d'un système, tout en facilitant l'interprétation de ses mécanismes. En tant qu'outil d'aide à la décision, elle s'avère être un puissant outil de planification.

En hydrologie, par exemple, la simulation permet de générer, à partir de séries de données observées, de nouvelles séries présentant les mêmes caractéristiques statistiques. Cela aide à anticiper les défis liés à la gestion des ressources en eau et à prendre des décisions éclairées. La simulation est également fréquemment utilisée pour évaluer les politiques d'exploitation des barrages. En reproduisant le comportement d'un barrage, cette méthode permet d'examiner les impacts potentiels de diverses stratégies d'exploitation sur l'évolution des niveaux d'eau.

L'objectif de ce chapitre est de présenter et de discuter le modèle développé dans cette thèse ainsi que les différentes techniques de simulation employées.

IV.1 Modèles ARMA

Les modèles ARMA (Auto-Régressifs à Moyenne Mobile) sont utilisés pour prévoir l'évolution des séries temporelles en se basant uniquement sur leurs données historiques.

En hydrologie, les modèles ARMA peuvent être utilisés pour simuler les apports en eau dans un réservoir ou un bassin versant à partir des données historiques. Cela permet aux gestionnaires de prévoir les périodes de sécheresse ou d'abondance, et de planifier les politiques d'exploitation en conséquence. Par exemple, pour un barrage, on peut évaluer l'impact des précipitations et des débits passés sur les niveaux d'eau futurs, ce qui aide à anticiper les périodes critiques et à mieux gérer les ressources.

Toutefois, une limitation importante des modèles ARMA est qu'ils nécessitent que les séries temporelles soient stationnaires. Si les données présentent des tendances ou des cycles non stationnaires (comme c'est souvent le cas avec les changements climatiques), d'autres modèles, comme les modèles ARIMA ou SARIMA, doivent être envisagés pour mieux capter ces dynamiques complexes.

Structure d'un modèle ARMA (p, q)

Le modèle ARMA est défini par deux paramètres principaux :

- **p** : l'ordre de l'auto-régression (AR), qui représente le nombre de termes passés utilisés pour prédire la valeur actuelle.
- **q** : l'ordre de la moyenne mobile (MA), qui représente le nombre de termes d'erreurs passés utilisés dans la prédiction.

L'équation générale d'un modèle ARMA (p, q) est donnée par :

$$y_t - a_1 y_{t-1} = e_t + c_1 e_{t-1} \quad \text{IV.1-1}$$

Où y_t et y_{t-1} : Les séries moyennes ajustées à l'année t, et les séries de l'année antérieure (t-1) ;

e_t et e_{t-1} : Les résidus aux temps t et t-1 ;

c_1 : La moyenne mobile de premier ordre.

Par l'introduction de l'opérateur Z_t , on aura :

Y_t , $t = 1, 2, \dots$. Et $Z_t = Y_t - \mu$ avec $\mu = E(Y_t)$

Un modèle autorégressif d'ordre p ($Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t$) et un modèle de moyenne mobile d'ordre q ($Z_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$) peuvent être combinés pour donner un modèle mixte autorégressif – moyenne mobile (ARMA) d'ordre (p,q) dont l'équation est :

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad \text{IV.1-2}$$

Où sous une forme condensée :

$$Z_t = \sum_{j=1}^p \phi_j \cdot Z_{t-j} - \sum_{j=0}^q \theta_j \cdot \varepsilon_{t-j} \quad \text{IV.1-3}$$

Où : ϕ_j : sont les paramètres autorégressifs;

θ_j : sont les paramètres de moyenne mobile ($\theta_0 = -1$);

ε_t : est le bruit blanc gaussien (variables indépendantes non autocorrélées et obéissant à la loi normale $(0, \sigma_\varepsilon^2)$);

Les paramètres du modèle sont : $\mu, \sigma_\varepsilon^2, \phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q$, soit un total de $p+q+2$ paramètres qui doivent être évalués à partir des données.

Les critères théoriques d'information d'Akaike (AIC) et de l'erreur finale de prédiction (FPE) sont tous les deux liés intimement à la vérification statistique de la qualité de l'ajustement du modèle ARMA (p, q). La structure de dépendance du modèle "ARMA" est représentée par la fonction d'auto corrélation (ACF) ρ_k et la fonction d'auto corrélation partielle (PACF) ϕ_k (k) (Box et Jenkins, 1970). La fonction d'auto corrélation (ACF) ρ_k du modèle ARMA (p,q) (Cleveland, 1972) est donnée par :

$$\rho_{ik} = \frac{\int_0^1 \exp(2\pi i k f) \cdot Si(f) df}{\int_0^1 Si(f) df} \quad \text{IV.1-4}$$

Où $Si(f)$? est la densité spectrale inverse de $S(f)$? du modèle "ARMA"

IV.2 Modèles Markoviens binaires et multi classes

En théorie des probabilités, un modèle de Markov est un modèle stochastique utilisé pour décrire des systèmes évolutifs, où l'on admet que l'état futur dépend uniquement de l'état présent, et non des événements passés (Markov, 1907). Le modèle de Markov le plus simple est la chaîne de Markov, représentée par une matrice de transition qui indique la probabilité de passer d'un état à un autre.

Dans un modèle markovien binaire, les états possibles sont limités à deux options (par exemple, "présence" ou "absence" d'un phénomène), tandis que dans les modèles multi-classes, un plus grand nombre d'états est considéré. Ces modèles sont particulièrement utiles dans l'analyse des systèmes dynamiques, où les transitions entre différents états peuvent être quantifiées à travers une matrice de transition, facilitant ainsi la prévision des changements futurs dans le système étudié.

IV.3 Résultats de la simulation par le modèle Markovien

La simulation des apports mensuels interannuels du barrage de SMBA sur une période de soixante-dix ans, allant de 1978 à 2048, a produit des valeurs générées très proches des données observées, comme en témoignent les critères des moyennes (M) et des écarts types (ET) des valeurs simulées et observées. La figure IV-1 ainsi que le tableau IV-1 illustrent cette adéquation acceptable entre les moyennes et les écarts types des séries observées et simulées.

Les valeurs simulées par le modèle Markovien d'ordre 2 montrent une correspondance pertinente par rapport aux données observées, les moyennes et les écarts types se situant dans l'intervalle de confiance à 95%.

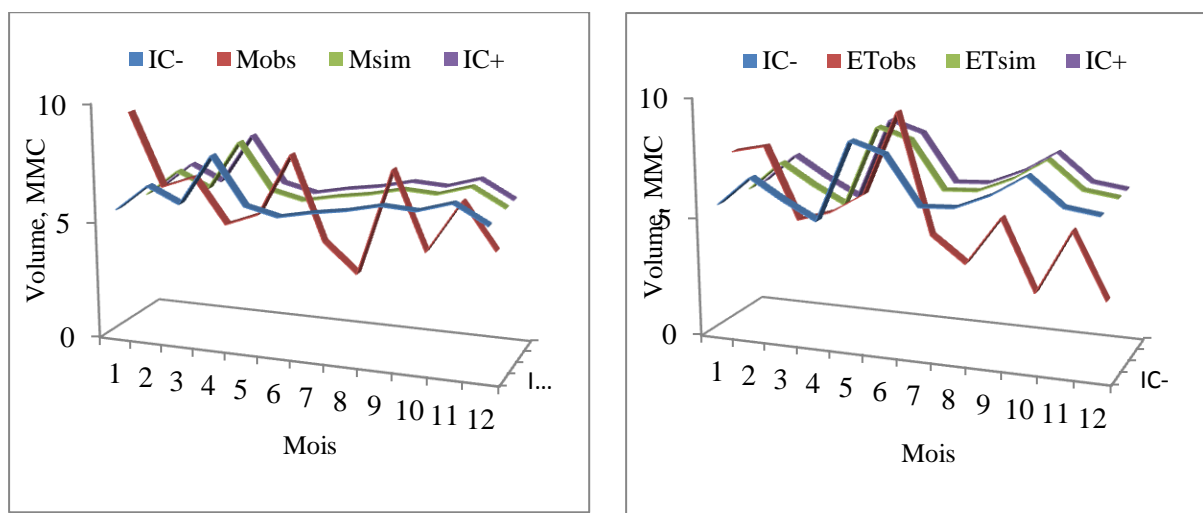


Figure IV- 1: Intervalle de confiance des Moyennes et Ecart types observés et simulés.

Tableau IV- 3: Moyennes et Ecart types des apports observés et simulés (SMBA)

	Observés		Simulés	
	M	ET	M	ET
Septembre	7,786	5,672	6,650	6,911
Octobre	4,538	2,750	6,563	7,800
Novembre	6,738	5,416	6,988	6,683
Décembre	4,830	2,718	6,229	6,493
Janvier	9,400	7,493	5,535	5,597
Février	6,283	7,812	6,652	6,820
Mars	6,809	4,828	6,002	5,977
Avril	4,907	5,275	8,127	5,264
Mai	5,451	6,144	6,152	8,635
Juin	8,082	9,609	5,827	8,196
Juillet	4,559	4,704	6,113	6,218
Août	3,339	3,663	6,329	6,302

Comme le montre la figure IV-2, les caractéristiques statistiques des apports simulés sont reproduites de manière acceptable par rapport aux valeurs observées, confirmant ainsi la fiabilité du modèle dans la simulation des apports hydriques mensuels du barrage.

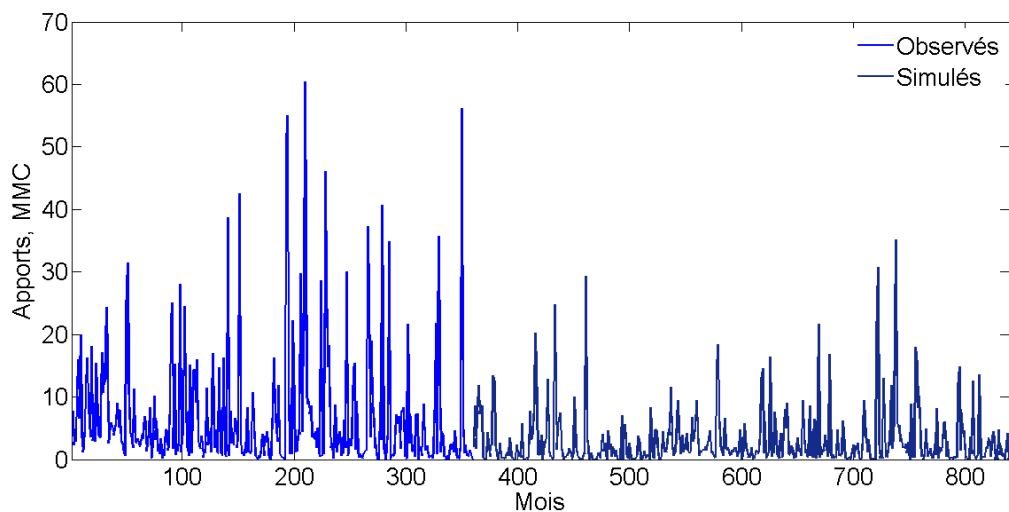


Figure IV- 2: Série d'apports simulés et observés de SMBA.

IV.4 Modèle GESTOP

Le modèle GESTOP, basé sur l'analyse en composantes principales (ACP), est une technique statistique reconnue pour sa puissance tant dans l'analyse descriptive que dans l'analyse opérationnelle. Ce modèle repose sur l'utilisation de générateurs de variables aléatoires, tout en préservant la structure statistique du processus à reproduire. L'ACP permet de réduire la dimensionnalité des données en conservant les principales informations, facilitant ainsi la modélisation et la simulation des apports hydrologiques tout en assurant une meilleure précision dans la prédiction des paramètres essentiels à la gestion des ressources en eau.

IV.5 Résultats de la simulation par le modèle « GESTOP »

Dans le cas du barrage de Cheffia, les simulations réalisées sur des périodes de cinquante, soixante-dix et cent ans montrent que les valeurs générées sont très proches des données observées. Ces résultats s'expliquent par les contributions des composantes principales (CP) cumulées. En effet, plus de 70 % de la variance totale est expliquée par les quatre premières composantes. Il est également notable que 8 % des composantes principales suffisent pour reconstituer 72 % de l'inertie totale (Tableau IV-2).

Tableau IV- 4: Contribution de chaque CP des apports simulés à la variance totale:

N° des CP	1	2	3	4
Valeurs propres	2,991	2,661	1,608	1,304
% des CP	28.338	23.092	11.732	8.9792
% des CP cumulées	28.338	51.43	63.162	72.141

La superposition des composantes principales et des variances des valeurs simulées souligne l'unicité et la cohérence des résultats obtenus, démontrant ainsi la pertinence du modèle GESTOP pour la simulation des apports hydrologiques.

L'analyse en composantes principales des séries mensuelles interannuelles observées, appliquée aux variables prépondérantes des apports à l'aide du modèle « GESTOP », révèle que les composantes principales ainsi que les résidus de ces séries reconstituées s'ajustent parfaitement à la loi GEV (Generalized Extreme Value). Toutes les valeurs générées se situent dans l'intervalle de confiance à un risque d'erreur de 5 %.

Pour valider ou accepter les séries d'apports simulées par le modèle, nous avons utilisé le critère des moyennes (M) et des écarts types (ET) des valeurs simulées et observées, telles que présentées dans le tableau IV-3. Les résultats montrent une correspondance satisfaisante entre les moyennes et les écarts types des valeurs observées et simulées, confirmant ainsi la robustesse du modèle.

Tableau IV- 5: Moyennes et Ecart types des apports observés et simulés (Cheffia).

	Observés		Simulés	
	M	ET	M	ET
Septembre	1,287	1,099	1,267	1,102
Octobre	1,270	1,607	1,467	1,226
Novembre	10,104	11,654	8,786	10,533
Décembre	23,628	23,594	20,009	30,062
Janvier	32,303	35,492	29,665	29,460
Février	22,373	31,945	26,235	36,737
Mars	22,106	16,704	21,157	19,923
Avril	16,611	22,037	14,515	21,584
Mai	4,794	9,393	3,799	10,550
Juin	1,448	1,921	1,639	2,339
Juillet	1,090	1,571	1,167	1,462
Août	0,931	1,414	0,998	1,175

Les valeurs simulées se révèlent pertinentes, en se basant sur les moyennes et écarts types mensuels interannuels, qui se situent dans l'intervalle de confiance de 95 % (figure IV-3). On observe une reproduction fidèle des caractéristiques statistiques de la variable aléatoire des apports, aussi bien en phase de calage sur une période de 40 mois qu'en validation des valeurs simulées sur une période de 60 mois (figure IV-4).

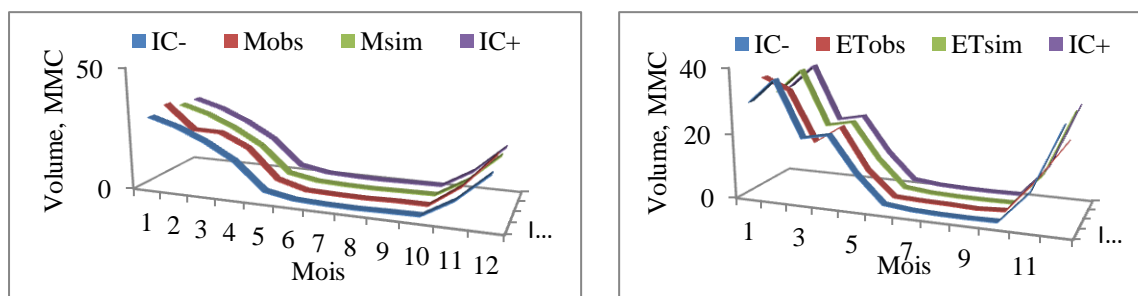


Figure IV- 3: Intervalle de confiance des Moyennes et Ecart types (Cheffia).

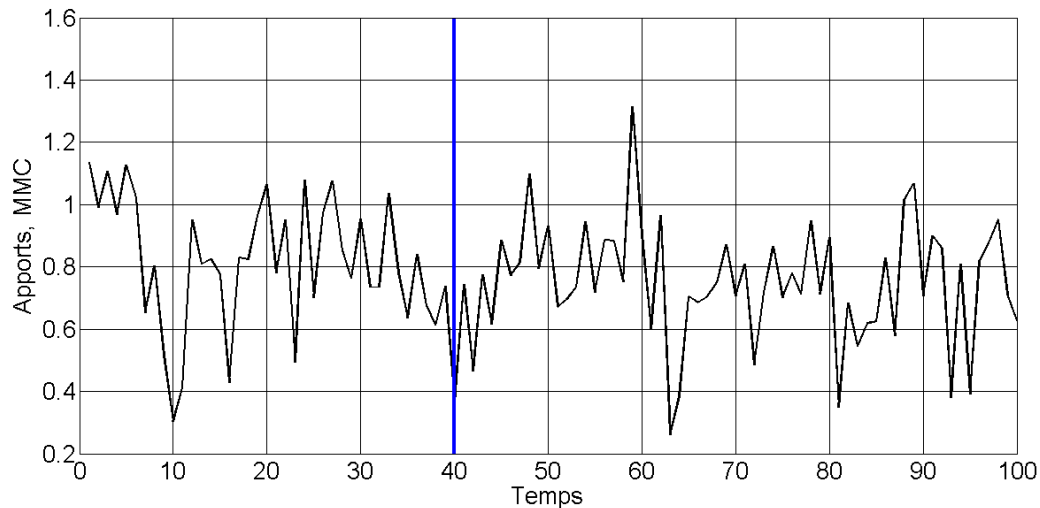


Figure IV- 4: Série d'apports simulés et observés de Cheffia

La simulation permet ainsi de générer divers scénarios prospectifs, anticipant d'éventuelles occurrences d'aléas susceptibles de compromettre la sécurité ou le fonctionnement du système hydrique. La robustesse du modèle se traduit par des résultats concrets et tangibles, offrant une base solide pour la planification et la gestion future des ressources en eau.

Pour le barrage de Ghrib, les valeurs simulées sur une période de 70 ans se révèlent très proches des données observées. L'analyse en composantes principales (CP) montre que les quatre premières composantes expliquent 75 % de la variance totale, comme indiqué dans le tableau IV-4.

Tableau IV- 6 : Contribution de chaque CP d'apport simulé à la variance totale.

Nombre de CP	1	2	3	4
Valeurs propres	4.426	2.194	1.205	1.136
(%) de CP	36.88	18.28	10.04	9.47
(%) de CP cumulé	36.88	55.16	65.20	74.67

Ces résultats témoignent de la pertinence du modèle dans la reproduction des apports hydriques et renforcent sa capacité à simuler avec précision les dynamiques du barrage sur le long terme.

Pour valider les apports simulés, les moyennes (M) et les écarts types (ET) des séries simulées ont été comparés à ceux des valeurs observées, comme illustré dans le tableau IV-5 et la figure IV-5.

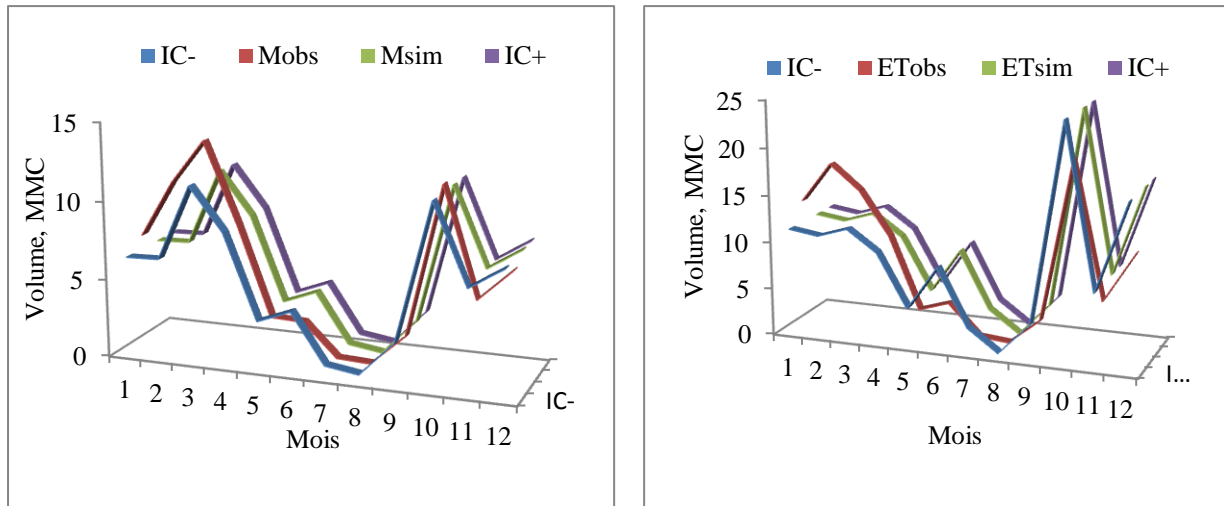


Figure IV- 5: Intervalle de confiance des Moyennes et Ecart types (Ghrib).

Tableau IV- 7: Moyennes et Ecart types des apports observes et simulés (Ghrib)

	Observés		Simulés	
	M	ET	M	ET
September	2.48	3.24	2.76	3.88
October	12.11	20.27	11.60	24.88
Novembre	5.25	6.08	6.60	7.90
Décembre	7.30	11.31	7.99	17.37
Janvier	7.33	13.69	6.45	11.42
Février	10.93	17.86	6.51	10.96
Mars	13.68	15.30	11.32	11.99
Avril	8.59	10.69	8.60	9.79
Mai	2.81	3.07	3.19	4.19
Juin	2.72	4.11	4.03	8.86
Juillet	0.60	0.85	0.84	2.82
Août	0.50	0.57	0.52	0.50

On constate que, sur une période de soixante-dix ans, les valeurs simulées sont très proches des valeurs historiques, notamment entre les mois de septembre et janvier, avec une similarité notable des moyennes et des écarts types. De plus, les valeurs simulées se situent dans l'intervalle de confiance de 95 %.

Pour les mois secs, de mai à août, une reproduction cohérente des paramètres statistiques des apports est également observée, tant durant la phase de calage que durant celle de validation, comme le montre clairement la figure IV-6.

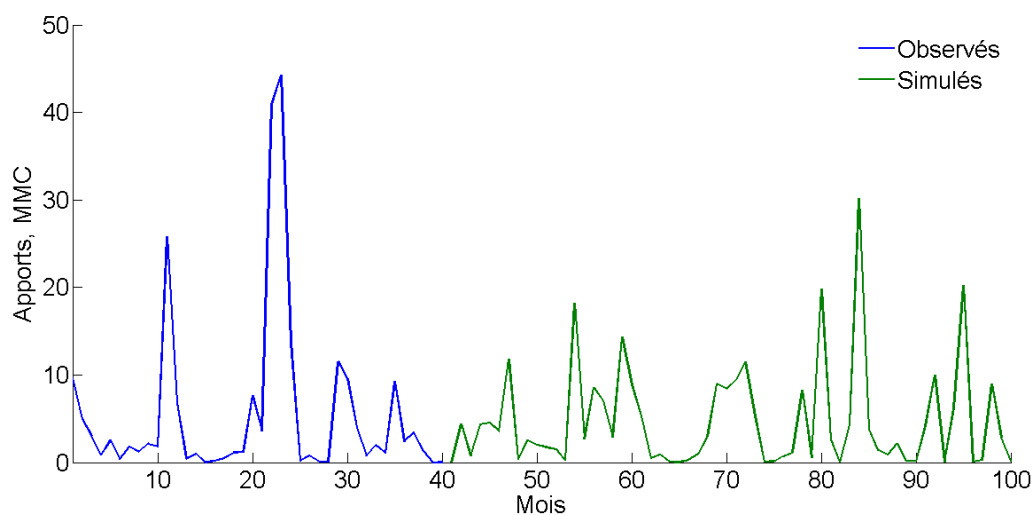


Figure IV- 6: Séries d'apports simulés et observés de Ghrib.

En ce qui concerne le barrage de SMBA, les valeurs simulées sur une période de soixante-dix ans montrent une grande proximité avec les valeurs observées. En effet, 67 % de la variance totale est expliquée par les sept premières composantes principales (CP), comme l'indique le tableau IV-6.

Tableau IV- 8: Contribution de chaque CP d'apport simulé à la variance totale

Nombre de CP	1	2	3	4	5	6	7
Valeurs propres	0,019	0,311	0,09	0,518	0,158	0,028	0,36
(%) de CP	3	4	7	10	11	14	18
(%) de CP cumulé	3	7	14	24	35	49	67

Cela confirme la capacité du modèle à reproduire de manière fiable les caractéristiques statistiques des apports historiques.

Pour la validation des apports simulés du barrage de SMBA, les moyennes (M) et les écarts types (ET) des valeurs simulées ont été comparés avec ceux des valeurs observées, comme le présente le tableau IV-7. Les résultats montrent que les valeurs simulées se situent dans l'intervalle de confiance de 95 % (voir figure IV-7).

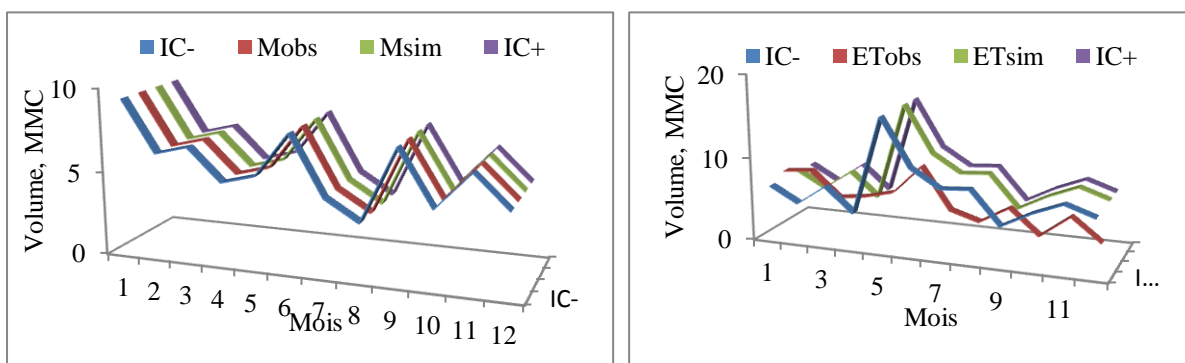


Figure IV- 7: Intervalle de confiance des Moyennes et Ecart types (SMBA).

Tableau IV- 9: Moyennes et Ecart types des apports observes et simulés (SMBA).

	Observés		Simulés	
	M	ET	M	ET
September	7,786	5,672	4,672	4,603
October	4,538	2,750	6,175	6,453
Novembre	6,738	5,416	7,641	7,873
Décembre	4,830	2,718	7,462	6,701
Janvier	9,400	7,493	6,686	6,572
Février	6,283	7,812	5,062	4,733
Mars	6,809	4,828	6,555	7,123
Avril	4,907	5,275	5,289	4,237
Mai	5,451	6,144	12,013	15,970
Juin	8,082	9,609	7,644	10,292
Juillet	4,559	4,704	6,701	8,213
Août	3,339	3,663	6,802	8,485

La reproduction des paramètres statistiques des apports est cohérente, tant en phase de calage qu'en phase de validation, comme le montre clairement la figure IV-8.

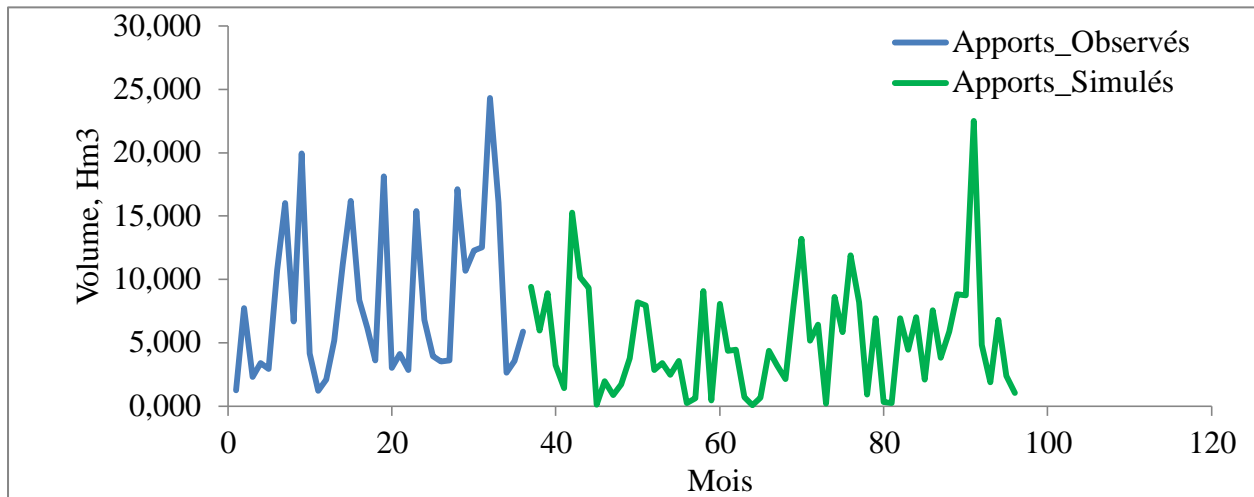


Figure IV- 8: Série d'apports simulés et observés de SMBA.

IV.1 Conclusion

La simulation des variables d'état prépondérantes offre une approche efficace pour aborder les incertitudes systématiques et aléatoires, fournissant ainsi un outil précieux pour l'analyse du comportement des bassins versants et l'élaboration de schémas directeurs pour la gestion des ressources en eau.

Le modèle « GESTOP » a montré une grande flexibilité en générant des séries de données pour divers types de variables (aléatoires et cycliques) à différents pas de temps, tout en surmontant les contraintes habituelles. Sa robustesse est démontrée par le nombre limité de paramètres requis, ce qui lui permet de répondre efficacement à des problématiques d'hydrologie opérationnelle et de se comparer aux modèles plus complexes utilisés par les ingénieurs hydrologues.

La simulation des variables climatiques prépondérantes pour les apports en eau améliore la compréhension des dynamiques des bassins versants et facilite l'élaboration de schémas directeurs pour la gestion des ressources en eau mobilisables.

En comparaison avec le modèle markovien utilisé pour simuler les apports en eau du barrage de SMBA, le modèle statistique basé sur l'analyse en composantes principales, appliqué aux barrages de Cheffia et Ghrib, s'avère plus robuste, précis et performant, comme le démontrent les résultats obtenus (Mezenner et al., 2022, 2023). De plus, il possède l'avantage de pouvoir simuler des événements rares non observés dans les données historiques.

En somme, une simulation précise des apports au barrage est essentielle pour la prévision des volumes alloués à des fins domestiques, industrielles et agricoles, et le modèle « GESTOP » offre une solution efficace et fiable pour répondre à ces enjeux.

CHAPITRE. V: PREVISION DES VARIABLES D'ENTREES

“It’ literally the case that learning language makes you smarter. The brain neural networks strengthen as a result of language learning.”

Michael Gove

CHAPITRE.V. Prévision des variables d'entrées

La prévision est le processus par lequel on anticipe des événements futurs ou des situations inconnues à partir de données historiques. Il s'agit de prédire, projeter ou estimer des activités futures ou des occurrences basées sur des informations passées. Dans de nombreux domaines scientifiques, des prévisions précises sont essentielles pour une planification efficace.

En hydrologie, par exemple, la prévision des apports d'eau fluviaux est cruciale pour optimiser la gestion des barrages. Une estimation précise des débits d'un oued et de ses affluents permet non seulement de protéger contre les risques d'étiage mais aussi de prévenir les dommages potentiels causés par des crues. Les prévisions fournissent des rapports de probabilité sur les résultats futurs, comme les bénéfices ou les pertes, en se basant sur des informations disponibles pour calculer ces probabilités.

Les prévisions conditionnelles sont basées sur l'information utilisée pour calculer la probabilité d'un événement futur, tandis que les prévisions inconditionnelles, ou postérieures, offrent une estimation de la capacité du modèle à prédire, sans utiliser les valeurs réelles des variables explicatives futures. Cela permet d'obtenir des valeurs de référence pour la comparaison et d'évaluer la performance du modèle.

Avec les avancées récentes en intelligence artificielle, les réseaux de neurones artificiels et la logique floue ont transformé le domaine de la modélisation, élargissant considérablement les capacités de prévision et offrant des outils plus sophistiqués pour anticiper et planifier les événements futurs.

V.1 Modèle basé sur les réseaux de neurones

Relevant Les réseaux de neurones, issus du domaine de l'intelligence artificielle, sont des modèles mathématiques et informatiques inspirés par le fonctionnement des neurones biologiques. Ces réseaux sont constitués d'unités appelées neurones, reliées par des liens synaptiques. Chaque neurone est caractérisé par une activation ou une activité, et l'ensemble des neurones forment un réseau capable de modéliser diverses situations complexes (Davallo et Naïm, 1993).

Le concept de réseau de neurones a été introduit en 1943 par McCulloch et Pitts, qui ont proposé le premier modèle de neurone. Dans ce modèle, le neurone reçoit des entrées, calcule la somme pondérée de celles-ci, et décide de la sortie en fonction d'un seuil spécifique. La fonction de décision peut varier en fonction du problème et de la sortie souhaitée, qu'elle soit en valeur réelle ou binaire. Pour les sorties réelles, la fonction sigmoïde est couramment utilisée, car elle imite les caractéristiques d'un neurone biologique.

En 1950, Rosenblatt a développé le Perceptron, un modèle de réseau de neurones qui permet l'apprentissage des couches de neurones, apportant une nouveauté majeure pour la résolution de problèmes complexes et incertains. Toutefois, Papert et Minsky ont démontré en 1969 que ce modèle avait des limites et nécessitait plusieurs couches pour modéliser fidèlement des phénomènes physiques. Leur algorithme de rétro-propagation (Back-propagation) a depuis été largement utilisé pour entraîner les réseaux multicouches (JODOUIN, 1994).

Les réseaux de neurones sont devenus particulièrement performants pour la prévision des séries temporelles et ont été introduits en hydrologie au début des années 1990 pour des tâches telles que la prévision des débits d'écoulement superficiel et la gestion des réservoirs en temps réel (FRENCH et al, 1992 ; Sakakima et al, 1992). Les réseaux de neurones se classifient en deux grandes catégories : les réseaux à deux couches (Perceptron) et les réseaux multicouches. Ce dernier type est celui utilisé dans cette étude.

Au début des années 1980, avec l'essor des réseaux de neurones artificiels et la vulgarisation de l'algorithme de rétro-propagation (Rumelhart et al., 1986), le modèle de Perceptron multicouches est devenu populaire. Ce modèle, avec plusieurs couches cachées, est capable d'approximer n'importe quelle fonction avec une précision souhaitée, à condition d'avoir suffisamment de neurones cachés.

La fonction sigmoïde, souvent exponentielle et dérivable, est largement utilisée dans les Perceptrons multicouches en raison de ses avantages. Cependant, la fonction tangente hyperbolique est également courante, car elle permet une convergence plus rapide de l'apprentissage dans les réseaux multicouches.

L'utilisation d'une seule couche cachée est généralement recommandée pour les études préliminaires. Cependant, plusieurs couches cachées augmentent le nombre de paramètres à estimer, rendant la détermination des poids plus complexe sans toujours améliorer l'efficacité. La sélection du nombre optimal de neurones dans les couches cachées est cruciale pour le succès de la modélisation.

Un nombre insuffisant de neurones peut entraîner un modèle incapable de reproduire adéquatement le phénomène étudié, tandis qu'un nombre excessif peut entraîner un sur-apprentissage et la modélisation de relations statistiques non fondamentales.

Le processus d'apprentissage implique l'ajustement des poids interconnectés de manière itérative. L'algorithme de rétro-propagation, développé par Rumelhart, Hinton et Williams en 1986, a joué un rôle clé dans ce processus en utilisant le principe de descente de gradient pour minimiser l'écart entre les sorties obtenues et les sorties de référence.

Enfin, pour éviter le sur-apprentissage, on utilise un ensemble de validation distinct de l'ensemble d'entraînement. En comparant les erreurs d'entraînement et de validation, on peut déterminer le nombre optimal d'unités cachées. L'erreur de validation permet de choisir le nombre optimal de neurones, évitant ainsi le sur-apprentissage tout en capturant les relations fondamentales entre les variables.

V.1.1 Résultats de la prévision par les réseaux de neurones pour Cheffia

Pour le barrage de Cheffia, la prévision des variables d'état est cruciale pour optimiser la gestion des ressources en eau. Le bilan d'exploitation du barrage est dérivé de l'équation de continuité suivante :

$$S_t = S_{t-1} + A_{t-1} - E_{t-1} - L_{t-1} - F_{t-1} \quad (\text{MMC}) \quad \text{V-1}$$

où :

- S_t : Stockage au temps t ,
- P_{t-1} : Apport en eau au temps $t-1$,
- E_{t-1} : Évaporation au temps $t-1$,
- L_{t-1} : Lâcher au temps $t-1$,
- F_{t-1} : Fuites au temps $t-1$.

Le stockage d'eau permissible est donné par : $S_{\min} \leq S_t \leq S_{\max}$

Où S_{\max} représente le stockage maximal autorisé.

Cette équation gouverne les paramètres clés tels que les apports en eau, l'évaporation et le stockage comme entrées au système hydrique. Ces variables sont systématiques mais comportent une part d'incertitude. Les lâchers d'eau sont conditionnés par le niveau de stockage, qui lui-même dépend des apports en eau, qui sont aléatoires.

L'efficacité de l'exploitation du barrage repose sur la capacité à prendre des décisions éclairées concernant les lâchers d'eau, basées sur des règles d'exploitation fondées sur des connaissances précises des variables d'état telles que l'évaporation, les apports d'eau et le volume stocké.

Pour modéliser cette situation, nous avons développé un modèle de prévision basé sur des réseaux de neurones. Le modèle utilise plusieurs paramètres clés :

- **Nombre de neurones** : Détermine la capacité du réseau à capturer des relations complexes entre les variables d'entrée et de sortie.
- **Décalage** : La période de temps utilisée pour prédire les valeurs futures en fonction des données passées.
- **Taux d'apprentissage** : Contrôle la vitesse à laquelle le modèle ajuste ses poids pour minimiser l'erreur.

La prévision des variables d'état, telles que le stockage, les apports en eau, et l'évaporation, est donc effectuée en utilisant ce modèle de réseau de neurones. Les résultats obtenus permettent de comparer les valeurs prédites avec les données observées, afin de valider la précision et l'efficacité du modèle.

Les principales étapes pour la prévision incluent :

1. **Prétraitement des Données** : Nettoyage et normalisation des données d'entrée pour assurer que le modèle reçoit des informations pertinentes et dans un format approprié.
2. **Entraînement du Modèle** : Utilisation de données historiques pour entraîner le modèle, ajuster les poids des neurones, et minimiser l'erreur de prévision.
3. **Validation et Test** : Comparaison des résultats prévus avec les données observées pour évaluer la performance du modèle et ajuster les paramètres si nécessaire.

La prévision des variables d'état est exprimée comme suit:

$$X_t = a_0 + a_1X_{t-1} + a_2X_{t-2} + a_3X_{t-3} + a_4X_{t-4} + a_5X_{t-5} + a_6X_{t-6} \quad V-2$$

Où x_t : valeur prévue au temps t avec un décalage de $t-2$, $t-4$ et $t-6$;

t : Pas de temps (mois) ;

a_0, a_1, \dots, a_6 : Coefficients..

Le modèle neuronal retenu pour la prévision des variables d'état du barrage de Cheffia est un perceptron multicouche de réseaux de neurones, connu sous le nom de **MLPNN (Multilayer Perceptron Neural Network)**. Ce modèle est conçu pour aider à la gestion rationnelle des ressources en eau en fournissant des prévisions fiables des variables clés.

Configuration du Modèle MLPNN :

- **Nombre de Neurones** : Le modèle est testé avec quatre configurations différentes de nombre de neurones dans la couche cachée : 5, 10, 20 et 100.
- **Décalage** : Les prévisions sont réalisées avec des décalages temporels de $t-2$, $t-4$ et $t-6$, ce qui permet d'explorer différentes longueurs de mémoire du modèle.
- **Taux d'Apprentissage** : Le taux d'apprentissage est varié de 10 % à 90 % pour optimiser l'efficacité de l'entraînement du modèle.
-

Structure du Modèle : Le modèle MLPNN est un réseau de neurones **FeedForward** à trois couches :

1. **Couche d'Entrée** : Reçoit les variables d'entrée comme les apports en eau, l'évaporation, et le stockage.
2. **Couche Cachée** : Une ou plusieurs couches cachées avec un nombre variable de neurones, utilisant des fonctions d'activation pour introduire des non-linéarités dans le modèle.
3. **Couche de Sortie** : Fournit les prévisions des variables d'état telles que le stockage ou les lâchers d'eau.

Apprentissage Supervisé : L'apprentissage du modèle MLPNN est supervisé et se déroule de manière itérative. À chaque itération, les poids des synapses (connexions entre neurones) sont ajustés pour minimiser l'erreur du réseau en utilisant l'algorithme de rétro-propagation (Back-propagation) avec la méthode de la descente du gradient. Cette méthode vise à réduire l'écart entre les valeurs observées et les valeurs prédites par le réseau.

Critère de Performance : L'erreur quadratique moyenne (MSE – Mean Squared Error) est utilisée comme critère pour mesurer la performance du modèle. L'erreur quadratique est définie comme suit :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad \text{V-3}$$

Où :

- E : Erreur quadratique moyenne,
- n : Nombre d'exemples dans l'ensemble de données,
- y_i : Valeur observée de la variable à l'instant i,
- \hat{y}_i : Valeur prédite par le modèle à l'instant i.

La minimisation de cette erreur permet d'optimiser les poids des neurones et d'améliorer la précision des prévisions. Cette équation est la forme réduite de l'erreur quadratique moyenne et représente la fonction usuelle minimisée en régression de moindres carrés. Ici, y_i est la fonction d'activation observée du neurone i de sortie, et \hat{y}_i est la fonction d'activation prévue de ce neurone.

Convergence du Réseau : Une fois que le réseau a convergé vers une solution, il est capable de classer chaque paramètre inconnu avec d'autres paramètres similaires en termes de caractéristiques distinctives. En d'autres termes, le réseau apprend à généraliser et à faire des prédictions sur de nouveaux ensembles de données basés sur les modèles appris.

Approche Statistique du MLPNN : Du point de vue mathématique, le Perceptron multicouche de réseaux de neurones (MLPNN) peut être considéré comme une méthode statistique non paramétrique multi-variable (White, 1989 ; Ripley, 1993). Contrairement aux modèles paramétriques, qui font des hypothèses sur la forme fonctionnelle des données, les modèles non paramétriques comme le MLPNN apprennent directement à partir des données, sans faire de suppositions explicites sur la distribution des données.

Modèle MLPNN Typique : Un MLPNN typique avec M neurones dans la couche cachée est basé sur l'équation suivante :

$$\hat{y}_i = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ij}x_i + e_j\right) \quad \text{V- 4}$$

Où

- \hat{y}_i : Valeur de neurone de sortie ;
- w_{ij} : Poids de la neurone d'entrées i à la neurone cachée j.
- x_i : Valeur du paramètre d'entrée i ;
- e_j : Erreur à la neurone j ;
- f : Fonction de la somme des entrées pondérées de la neurone cachée j et de l'erreur relative ;
- N : Nombre des neurones des entrées.

Ce modèle MLPNN est utilisé pour faire des prévisions basées sur les données historiques observées et les configurations spécifiques de neurones, décalages, et taux d'apprentissage.

Évaluation de la Performance du Modèle de Réseaux de Neurones : Pour évaluer la performance du modèle de réseaux de neurones, nous utilisons plusieurs indicateurs clés à travers les phases de calage et de validation. Les périodes d'évaluation s'étendent sur trois années (2015-2018). Voici les principaux indicateurs utilisés :

1. **Coefficient de Corrélacion (CC) :**

$$CC = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x * \sigma_y} \quad \text{V-5}$$

Où

- σ_x : est l'écart type des valeurs observées;
- σ_y : est l'écart type des valeurs prévues;
- σ_{xy} : est l'écart type des valeurs observées et prévues.

$$-1 \leq CC \leq 1$$

- **Définition :** Mesure la force et la direction de la relation linéaire entre les valeurs observées (y_i) et les valeurs prédites (\hat{y}_i).
- **Intervalle :** Entre -1 et 1 ; plus proche de 1 ou -1 indique une meilleure corrélation.

2. **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) :**

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad \text{V-6}$$

Quand RMSE converge à zéro, le calage est parfait.

- **Définition :** Mesure la racine carrée de la moyenne des carrés des erreurs entre les valeurs observées et prédites.
- **Intervalle :** Plus faible indique une meilleure précision.

3. Erreur Absolue Moyenne (MAE) :

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - y_i| \quad V-7$$

- **Définition** : Mesure la moyenne des erreurs absolues entre les valeurs observées et prédites.
- **Intervalle** : Plus faible indique une meilleure précision.

4. Coefficient de Nash (CN) :

$$CN = \left[1 - \frac{\sum_i^n (x_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i^n (x_i - \bar{y})^2} \right] * 100 \quad V-8$$

Où :

- x_i : Valeurs observées;
- \hat{y}_i : Valeurs prévues;
- \bar{x} : Moyenne des valeurs observées.

Ce coefficient est utilisé pour estimer l'exploitation du modèle par parties (Nash and al, O'Connel and al, 1970). Il exprime le taux de variance de la série mesurée expliquée par le modèle

- **Définition** : Évalue la qualité de la simulation par rapport à une référence (souvent une moyenne).
- **Intervalle** : Entre $-\infty$ et 1 ; plus proche de 1 indique une meilleure performance.

5. Moyenne Erronée ({B}) :

La moyenne erronée exprimant la différence entre les moyennes des valeurs observées et prévues (Legates and all, 1999), est donnée par :

$$\{B\} = \bar{y}_i - \bar{x}_i \quad V-9$$

Où :

- \bar{y}_i : Moyenne des valeurs prévues;
- \bar{x}_i : Moyenne des valeurs observées.

Quand $\{B\}$ converge vers zéro, les moyennes coïncident.

- **Définition** : Mesure la moyenne des erreurs de prévision, indiquant si le modèle tend à surestimer ou sous-estimer.
- **Intervalle** : Idéalement proche de 0.

6. Coefficient de Variation (I) :

$$I = \frac{Cv_y}{Cv_x} \quad \text{V-10}$$

Où :

- Cv_y : Coefficient de variation des valeurs prévues;
- Cv_x : Coefficient de variation des valeurs observées.

Si l'indice de variation est proche de l'unité, la prévision est parfaite.

- **Définition** : Mesure la dispersion des erreurs en pourcentage de la moyenne des valeurs observées.
- **Intervalle** : Plus faible indique une meilleure précision relative par rapport à la moyenne.

Variation de Calage et Validation : Le modèle est évalué pour des valeurs de calage et de validation variant de 10 % à 90 %, permettant de tester la robustesse et la flexibilité du modèle dans différents scénarios.

Ces indicateurs permettent de mesurer la performance du modèle de réseaux de neurones pour la prévision des apports en eau, en offrant une vue complète de la précision, de la fiabilité, et de la capacité du modèle à reproduire les observations réelles. Les résultats sont ensuite utilisés pour ajuster et optimiser les paramètres du modèle afin d'améliorer sa performance.

Le modèle retenu est présenté dans la figure V-1.

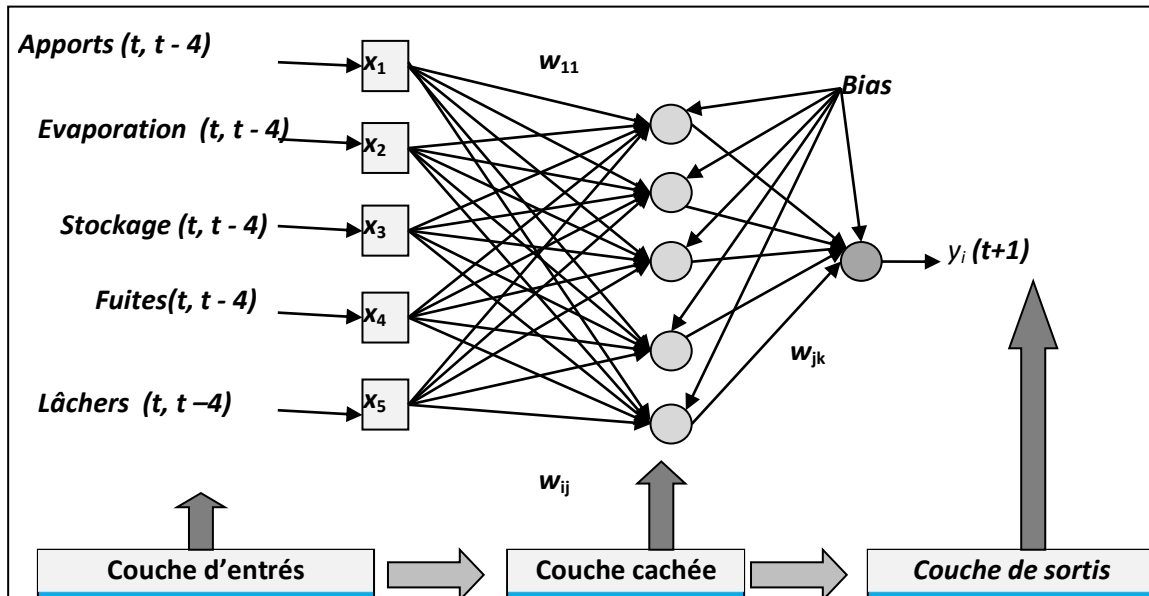


Figure V- 1: Modèle neuronal « MLPNN » retenu.

V.1.1.1 Préviation de l'évaporation.

L'évaporation est une variable cyclique prépondérante ayant une influence significative sur le stockage d'eau, particulièrement dans les régions semi-arides comme celle où se situe le barrage de Cheffia. En moyenne mensuelle interannuelle, l'évaporation au barrage de Cheffia est de 0,579 millions de mètres cubes (MMC), ce qui représente environ 12 % des apports en eau.

- **Performance des Modèles de Réseaux de Neurones pour la Préviation de l'Évaporation**
 - **Modèle MLPNN :**
 - **Meilleur Modèle :** Modèle-3
 - **Paramètres du Modèle-3 :**
 - **Nombre de Neurones :** 5
 - **Taux d'Apprentissage :** 90%
 - **Décalage :** t-4

- **Indicateurs de Performance du Modèle-3 :**

1. **Coefficient de Corrélacion (CC) : 0,990**
 - **Interprétation :** Excellente corrélation entre les valeurs observées et prévues d'évaporation, indiquant une forte relation linéaire.
2. **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) : 0,003**
 - **Interprétation :** Erreur très faible, montrant une grande précision dans les prévisions.
3. **Erreur Absolue Moyenne (MAE) : 0,001**
 - **Interprétation :** Moyenne des erreurs absolues très faible, ce qui confirme la précision des prévisions.
4. **Coefficient de Nash (CN) : 89%**
 - **Interprétation :** Très bonne performance du modèle par rapport à la moyenne, indiquant une bonne qualité de simulation.
5. **Erreur Moyenne (B) : 0,27**
 - **Interprétation :** Erreur moyenne faible, ce qui montre une tendance précise des prévisions par rapport aux valeurs observées.
6. **Coefficient de Variation (I) : 1**
 - **Interprétation :** La variation est proportionnelle à la moyenne, ce qui signifie que les erreurs sont proportionnelles aux valeurs prévues.

Ces résultats sont résumés dans le **Tableau V-1**.

Tableau V- 1: Indicateurs de performance de la prévision d'évaporation (MLPNN).

		Décalage	NN	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN	{B}	I	
MLPNN	Modèle -1	Calage	t-2	5	50	0,815	0,016	0,011			
			t-2	10	50	0,805	0,021	0,026			
			t-2	10	50	0,740	0,020	0,019			
		Validation	t-2	5	50	0,926	0,012	0,021	83%	0,031	1,007
			t-2	10	50	0,901	0,001	0,001	80%	0,027	0,988
			t-2	10	50	0,943	0,003	0,002	88%	0,021	1,040
	Modèle -2	Calage	t-4	5	50	0,889	0,013	0,004			
			t-4	10	50	0,894	0,015	0,016			
			t-4	20	50	0,881	0,015	0,009			
		Validation	t-4	5	50	0,957	0,009	0,008	86%	0,013	0,922
			t-4	10	50	0,940	0,003	0,002	84%	0,013	1,018
			t-4	20	50	0,953	0,004	0,003	85%	0,005	0,933

Modèle -3	Calage	t-4	5	90	0,944	0,013	0,026			
		t-4	10	90	0,944	0,014	0,014			
		t-4	20	90	0,927	0,015	0,009			
		t-4	100	90	0,844	0,021	0,012			
	Validation	t-4	5	90	0,990	0,003	0,001	89%	0,027	1,003
		t-4	10	90	0,962	0,005	0,001	87%	0,013	0,948
		t-4	20	90	0,940	0,042	0,004	83%	0,005	0,962
	t-4	100	90	0,955	0,027	0,003	72%	0,010	0,940	
Modèle -4	Calage	t-6	5	90	0,914	0,013	0,026			
		t-6	10	90	0,895	0,014	0,014			
		t-6	20	90	0,889	0,015	0,009			
	Validation	t-6	5	90	0,932	0,003	0,001	89%	0,027	1,003
		t-6	10	90	0,967	0,005	0,001	88%	0,013	0,948
		t-6	20	90	0,932	0,042	0,004	86%	0,005	0,962
		t-6	20	90	0,932	0,042	0,004	86%	0,005	0,962

Les Figures V-2, V-3, et V-4 illustrent la convergence des valeurs observées et prévues d'évaporation, illustrant visuellement la précision et l'efficacité du modèle MLPNN.

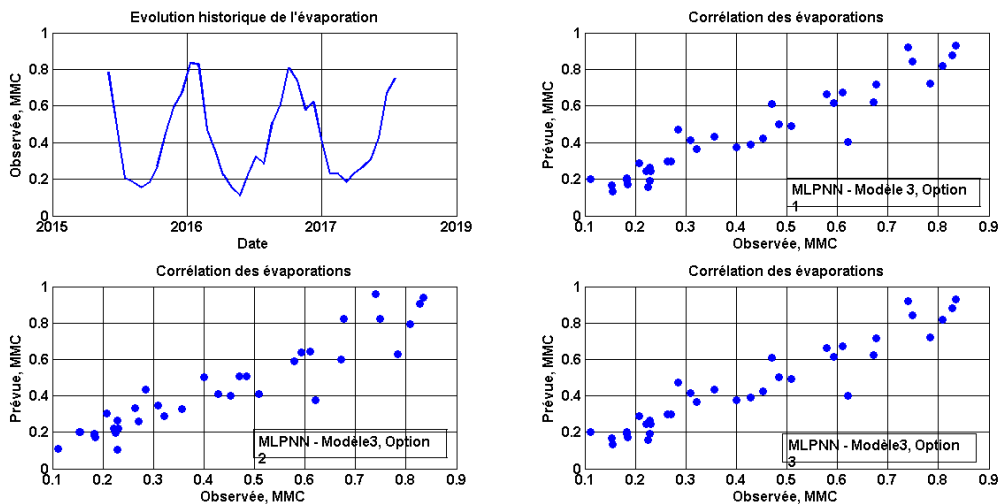


Figure V- 2: Corrélation des valeurs observées et prévues.

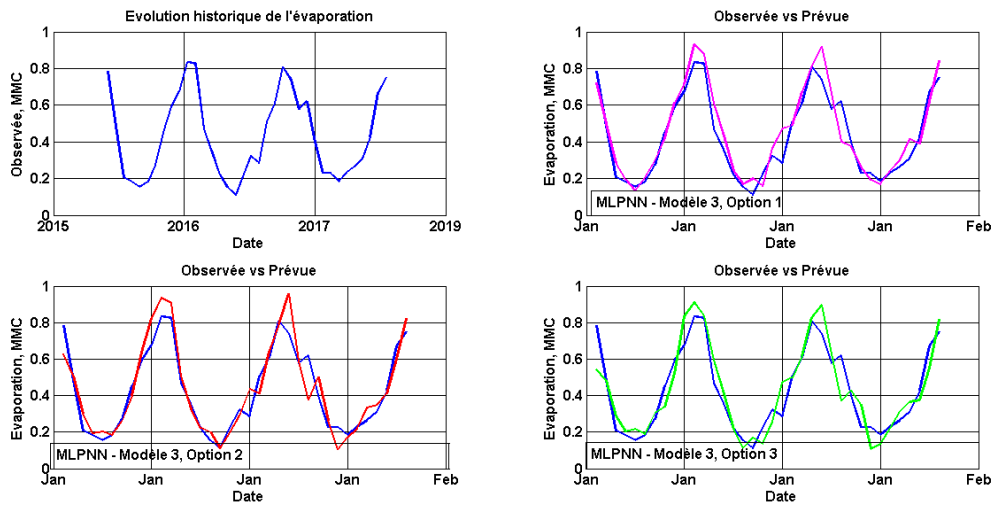


Figure V- 3: Comparaison des valeurs observées et prévues

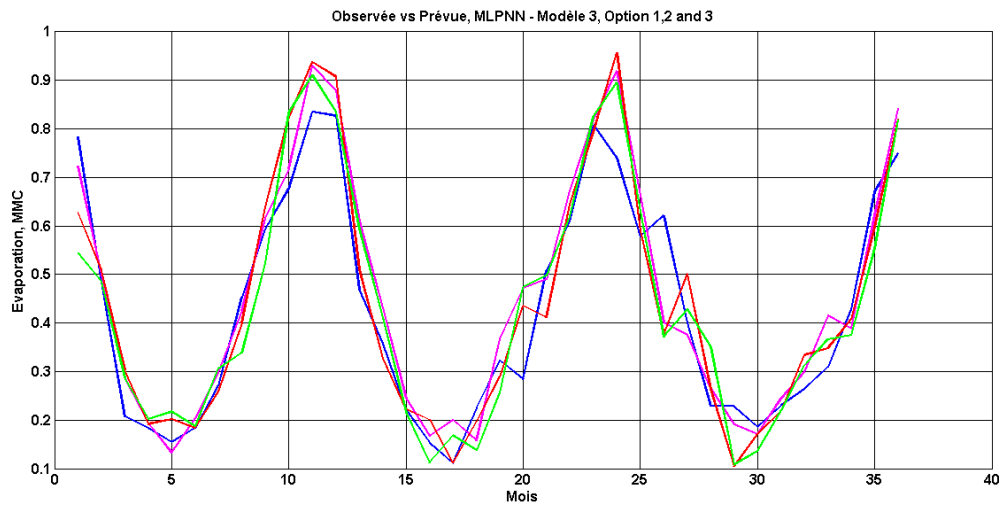


Figure V- 4: Valeurs observées vs prévues du modèle MLPNN retenu.

En conclusion, le modèle MLPNN-3 s'avère être le plus performant pour la prévision de l'évaporation, avec des indicateurs de performance très convaincants. Sa précision et sa capacité à reproduire les valeurs observées permettent une gestion plus efficace des ressources en eau en tenant compte de l'évaporation.

V.1.1.2 Pr evision des apports en eau.

Les apports en eau au barrage pr esentent un caract ere al eatoire important, ce qui repr esente un d efi pour la pr evision. L'objectif est d'explorer la performance des r eseaux de neurones artificiels (RNA) dans ce contexte pour am eliorer la pr ecision des pr evisions de ces param etres al eatoires.

- **Performance du Mod ele de R eseaux de Neurones pour les Apports en Eau :**
 - **Mod ele MLPNN :**
 - **Param etres du Mod ele :**
 - **Nombre de Neurones (NN) :** 20
 - **Taux d'Apprentissage (TA) :** 90%
 - **R esultats du Mod ele MLPNN :**
 - **Indicateurs de Performance :** Les r esultats obtenus avec le mod ele neuronal Perceptron multicouches (MLPNN) montrent des performances m ediocres en ce qui concerne la pr evision des apports en eau, dont les r esultats sont r esum es dans le Tableau V-2.

Tableau V- 2: Indicateurs de performance de la pr evision des apports (MLPNN).

	D�ecalage	NN	TA	CC	RMSE	MSE	CN	{B}	I	
MLPNN	Calage	t-2	20	90	-0,745	0,231	0,373			
		t-4	20	90	-0,920	0,413	0,730			
		t-6	20	90	-0,316	0,405	0,735			
	Validation	t-2	20	90	0,212	1,673	2,969	-50%	3,342	1,767
		t-4	20	90	0,145	1,733	2,737	-65%	3,467	1,792
		t-6	20	90	0,273	1,703	3,858	-34%	4,593	1,965

- **Observation :** Une diff erence significative est observ ee entre les valeurs observ ees et les valeurs pr evues par le mod ele, ce qui se traduit par un faible coefficient de corr elation.
- **Analyse des R esultats**
 - **Coefficient de Corr elation (CC) Faible :** Indique une relation faible entre les valeurs observ ees et les valeurs pr evues. Cela sugg ere que le mod ele n'est pas bien adapt e pour capturer les variations al eatoires des apports en eau.

Les Figures V-5, V-6 et V-7 illustrent la divergence entre les pr evisions et les observations, confirmant visuellement les r esultats m ediocres du mod ele en termes de pr ecision et de concordance.

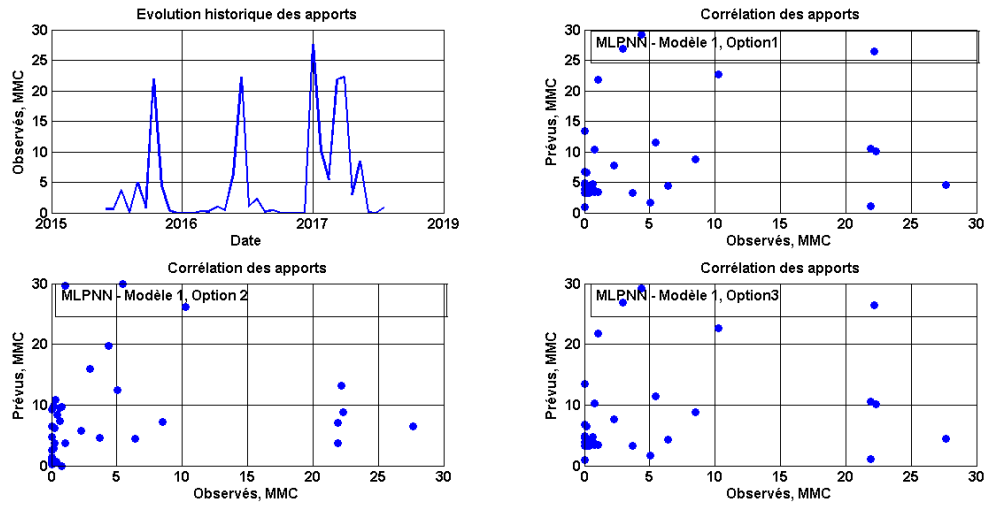


Figure V- 5: Corrélation des valeurs observées et prévues.

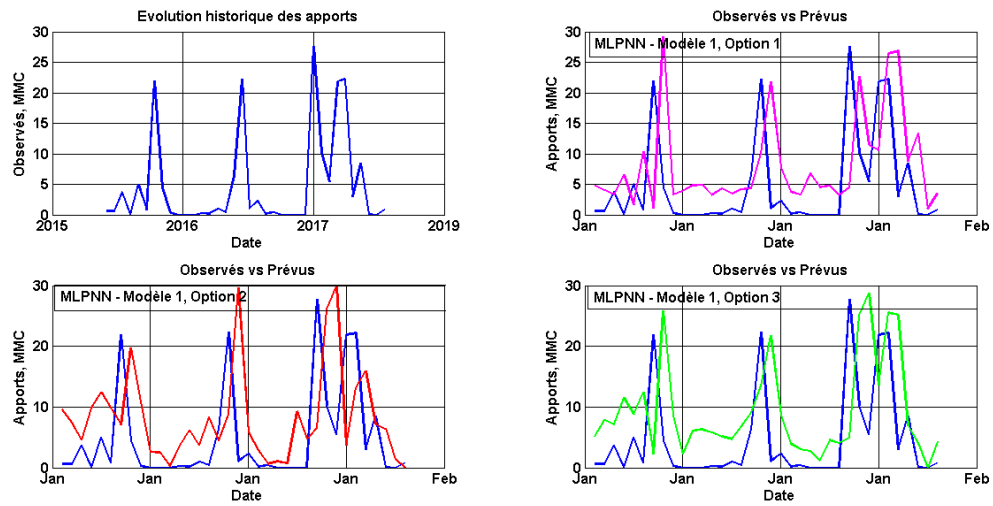


Figure V- 6: Comparaison des valeurs observées et prévues.

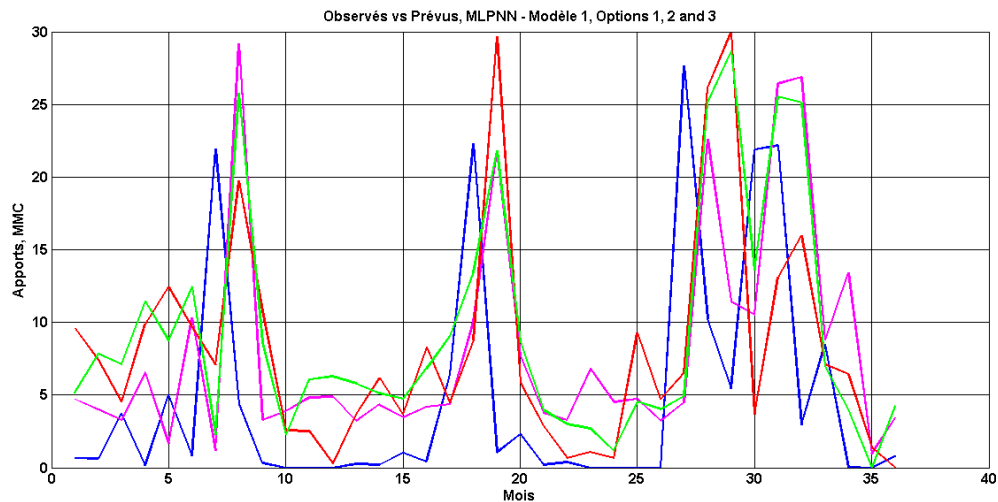


Figure V- 7: Valeurs observées vs prévues du modèle MLPNN retenu

▪ Conclusion :

Le modèle MLPNN avec les paramètres choisis (20 neurones et 90% de taux d'apprentissage) montre des limitations significatives pour la prévision des apports en eau. Les performances médiocres soulignent la difficulté de modéliser des processus aussi aléatoires et suggèrent la nécessité d'explorer d'autres approches ou d'ajuster les paramètres du modèle pour améliorer la précision des prévisions. Des améliorations peuvent inclure la révision du nombre de neurones, le taux d'apprentissage, ou l'exploration de modèles alternatifs plus adaptés aux caractéristiques des apports en eau.

▪ V.1.1.3 Prévision du Stockage du Barrage

La prévision du stockage du barrage est une étape cruciale, surtout après des résultats moyens pour la prévision des apports en eau. En considérant l'aspect aléatoire des apports, cette section explore la performance du modèle neuronal MLPNN pour prédire le stockage du barrage.

- Performance du Modèle pour le Stockage :

▪ Modèle MLPNN :

• Paramètres du Modèle :

- Nombre de Neurones Cachés : 5, 10, et 20
- Taux d'Apprentissage : 90%

▪ Résultats du Modèle MLPNN pour le Stockage :

• Indicateurs de Performance :

- Coefficient de Corrélacion (CC) : 0,963
- Coefficient de Nash (CN) : 93%

Ces résultats sont résumés dans le **Tableau V-3**.

Tableau V- 3: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (MLPNN).

		Décalage	NN	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN	{B}	I	
MLPNN	Modèle -1	Calage	t-2	5	50	0,884	1,907	3,503			
			t-2	10	50	0,861	2,045	3,878			
			t-2	20	50	0,793	2,328	3,598			
		Validation	t-2	5	50	0,945	0,898	1,107	89%	4,609	1,024
			t-2	10	50	0,962	0,726	0,582	93%	4,460	1,027
			t-2	20	50	0,951	0,834	0,769	91%	4,367	1,042
		Modèle -2	Calage	t-4	5	90	0,870	2,046	0,184		
				t-4	10	90	0,895	1,773	0,078		
				t-4	20	90	0,871	1,944	0,088		
	Validation		t-4	5	90	0,972	0,306	3,904	94%	4,088	0,989
			t-4	10	90	0,963	0,178	3,293	93%	3,372	1,029
			t-4	20	90	0,961	0,253	4,156	92%	4,244	0,999
	Modèle -3	Calage	t-6	5	90	0,891	1,744	2,044			
			t-6	10	90	0,897	1,672	2,550			
			t-6	20	90	0,862	2,002	3,480			
Validation		t-6	5	90	0,953	0,138	0,076	92%	1,968	0,980	
		t-6	10	90	0,950	0,311	0,286	91%	2,835	1,030	
		t-6	20	90	0,936	0,598	0,598	88%	4,078	0,990	

- **Observation** : Les résultats montrent une corrélation élevée entre les valeurs observées et les valeurs prévues du stockage du barrage. Le modèle avec cinq, dix et vingt neurones cachés et un taux d'apprentissage de 90% a donné des résultats prometteurs en matière de prévision du stockage.

Les Figures V-8, V-9, et V-10 illustrent la haute performance du modèle MLPNN dans la prévision du stockage, montrant une bonne concordance entre les valeurs observées et les valeurs prévues.

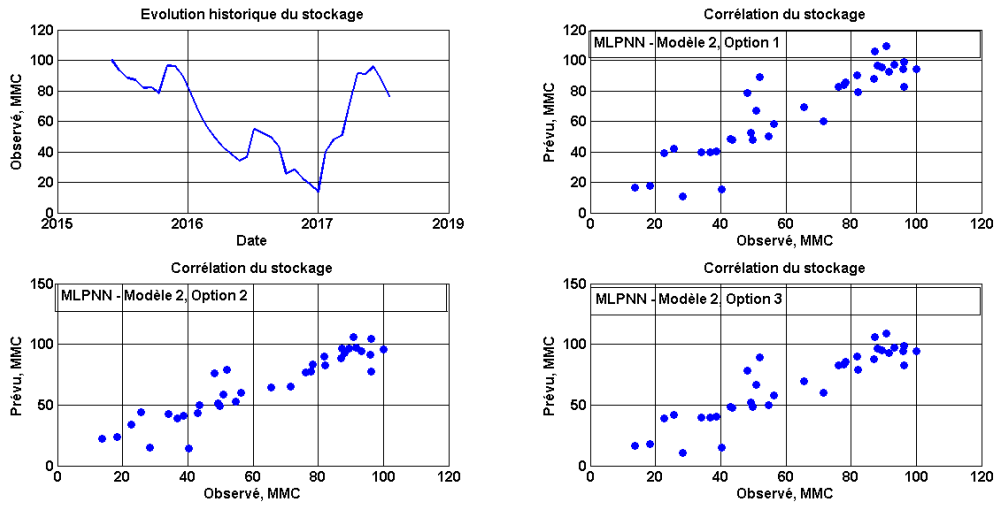


Figure V- 8: Corrélation des valeurs observées et prévues.

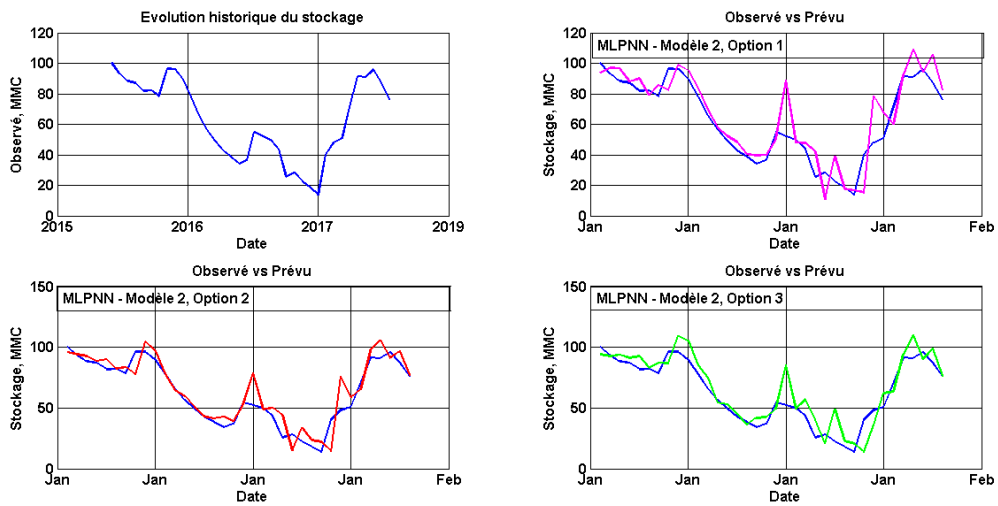


Figure V- 9: Comparaison des valeurs observées et prévues.

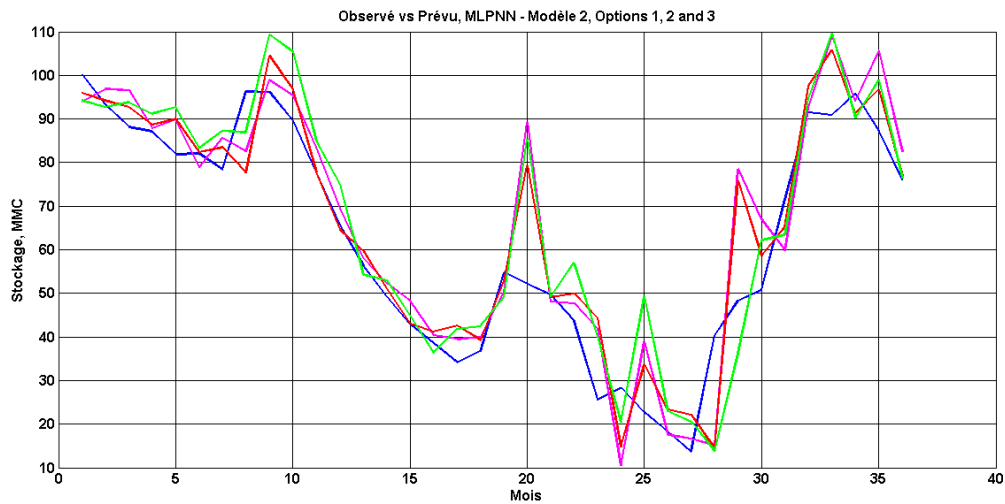


Figure V- 10: Valeurs observées vs prévues du modèle MLPNN retenu.

■ Analyse des Résultats

- **Coefficient de Corrélation (CC) Élevé :** Un CC de 0,963 indique une forte relation entre les valeurs observées et les valeurs prévues, soulignant l'efficacité du modèle MLPNN dans la prédiction du stockage du barrage.
- **Coefficient de Nash (CN) :** À 93%, il montre que le modèle est très performant dans la reproduction des tendances observées dans les données de stockage.

■ Conclusion :

La prévision du stockage du barrage avec le modèle MLPNN, en utilisant cinq, dix et vingt neurones cachés et un taux d'apprentissage de 90%, montre une excellente performance. Les valeurs de CC et CN indiquent une bonne précision et une adéquation élevée entre les prévisions et les observations. Ces résultats confirment que le modèle MLPNN est efficace pour la prévision du stockage, même en tenant compte des aspects aléatoires des apports en eau.

V.1.2 Résultats de la prévision par les réseaux de neurones pour Ghrib

V.1.2.1 Prévision des apports en eau.

La prévision des apports au barrage de Ghrib en utilisant le modèle de perceptron multicouches (MLPNN) a produit des résultats acceptables. Voici un résumé des performances du modèle pour cette tâche.

- **Modèle MLPNN :**
 - **Nombre de Neurones : 8**
 - **Taux d'Apprentissage : 90%**
 - **Décalage : t-4**
- **Indicateurs de Performance :**
 - **Coefficient de Corrélation (CC) : 0,215**
 - **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) : 0,745**
 - **Erreur Quadratique Moyenne (MSE) : 2,113**

Ces résultats sont résumés dans le **Tableau V-4**.

Tableau V- 4: Indicateurs de performance de la prévision des apports (MLPNN).

	Décalage	NN	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
MLPNN	Calage	t-4	8	90	0,669	0,655	3,892
	Validation	t-4	8	10	0,215	0,745	2,113 26%

La **Figure V-11** montre la concordance entre les valeurs observées et les valeurs prévues pour les apports en eau.

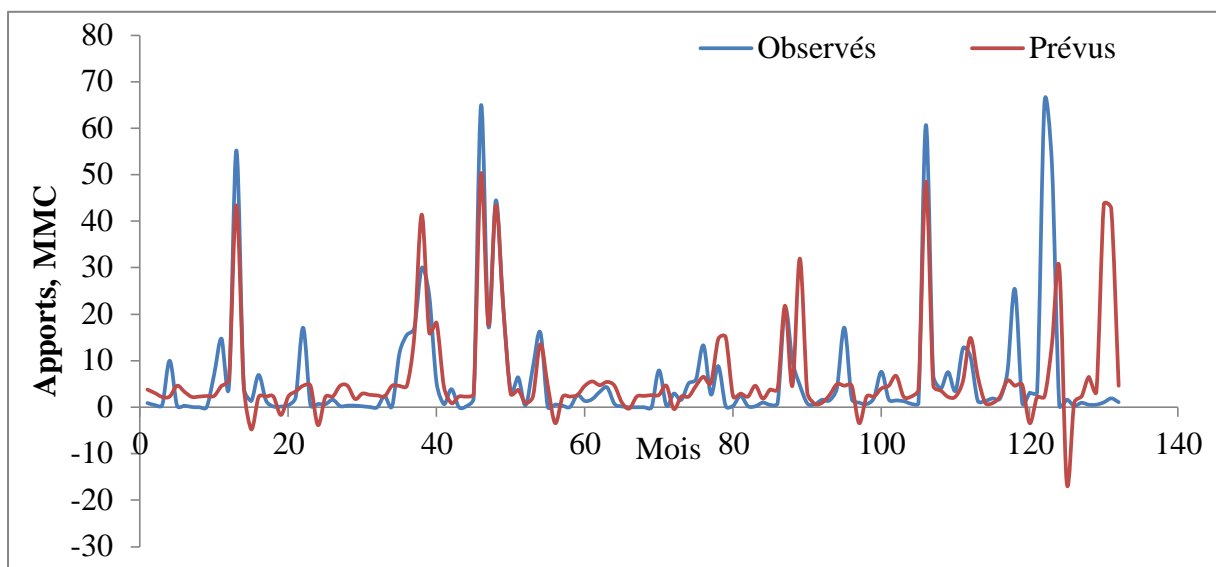


Figure V- 11: Comparaison des valeurs observées et prévues.

▪ Analyse des Résultats

- **Coefficient de Corrélation (CC)** : Un CC de 0,215 indique une relation faible à modérée entre les valeurs observées et les valeurs prévues. Cela suggère que le modèle MLPNN a une capacité limitée à capturer les variations des apports en eau pour le barrage de Ghrib.
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE)** : Avec une valeur de 0,745, la RMSE montre l'écart moyen entre les valeurs observées et prévues. Une RMSE relativement élevée indique des erreurs significatives dans les prévisions.
- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE)** : La MSE de 2,113 soutient l'observation de l'erreur de prévision, reflétant l'écart quadratique moyen entre les prévisions et les valeurs réelles.

▪ Conclusion :

Les résultats de la prévision des apports en eau pour le barrage de Ghrib montrent que le modèle MLPNN, avec les paramètres spécifiés, a produit des résultats acceptables mais non optimaux. Le faible CC, la RMSE et la MSE indiquent des performances limitées en termes de précision des prévisions. Il pourrait être nécessaire d'ajuster les paramètres du modèle ou d'explorer d'autres approches pour améliorer la précision des prévisions pour les apports en eau à Ghrib.

V.1.2.2 Prévision du stockage au barrage.

La prévision du stockage au barrage de Ghrib a donné de meilleurs résultats en comparaison avec les autres variables, grâce à l'utilisation du modèle de perceptron multicouches (MLPNN).

▪ Modèle MLPNN :

- **Nombre de Neurones** : 8
- **Taux d'Apprentissage** : 90%
- **Décalage** : t-4

▪ Indicateurs de Performance en Phase de Validation :

- **Coefficient de Corrélation (CC)** : 0,745
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE)** : 1,337
- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE)** : 2,881
- **Coefficient de Nash (CN)** : 93%

Ces résultats sont résumés dans le **Tableau V-5**.

Tableau V- 5: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (MLPNN).

MLPNN	Décalage	NN	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
	Calage	t-4	8	90	0,893	0,786	1,367
Validation	t-4	8	10	0,745	1,337	2,881	93

La Figure V-12 montre la correspondance entre les valeurs observées et les valeurs prévues pour le stockage du barrage.

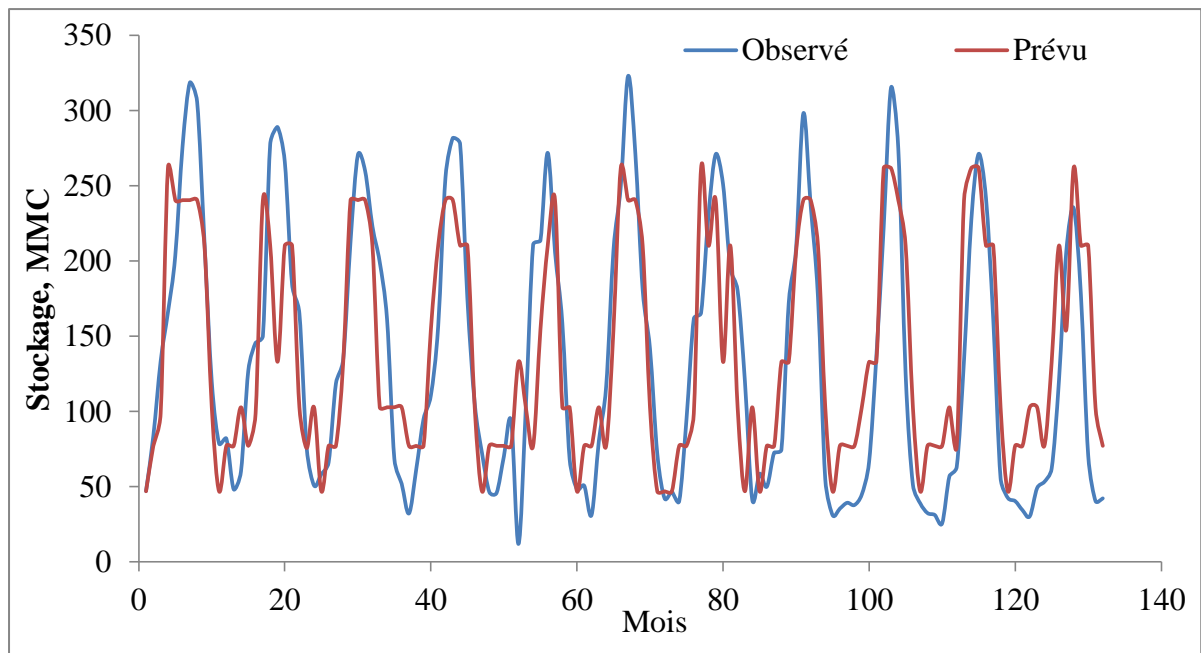


Figure V- 12: Comparaison des valeurs observées et prévues.

▪ Analyse des Résultats

- **Coefficient de Corrélation (CC) :** Le CC de 0,745 est relativement élevé, indiquant une corrélation modérée à forte entre les valeurs observées et les valeurs prévues. Cela suggère que le modèle MLPNN capture bien les variations du stockage du barrage.
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) :** Une RMSE de 1,337 montre un écart modéré entre les valeurs observées et prévues. Bien que ce ne soit pas parfait, le modèle parvient à minimiser les erreurs.

- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE) :** La MSE de 2,881 confirme l'écart moyen entre les prévisions et les valeurs réelles, mais reste dans une plage acceptable pour ce type de prévision.
- **Coefficient de Nash (CN) :** Avec un CN de 93%, le modèle démontre une excellente performance en termes de correspondance entre les valeurs observées et prévues.

▪ **Conclusion :**

Le modèle MLPNN utilisé pour la prévision du stockage au barrage de Ghrib a montré des résultats prometteurs, avec de bons indicateurs de performance, notamment un coefficient de corrélation (CC) élevé et un coefficient de Nash (CN) solide. Ces résultats suggèrent que le modèle est bien adapté à la prévision du stockage, fournissant ainsi un outil utile pour la gestion des ressources en eau au barrage de Ghrib.

V.1.3 Résultats de la prévision par les réseaux de neurones pour SMBA

V.1.3.1 Prévision des apports en eau.

La prévision des apports en eau au barrage de SMBA a produit des résultats acceptables en utilisant le modèle de perceptron multicouches (MLPNN). Les caractéristiques du modèle et les indicateurs de performance en phase de validation sont les suivants :

- **Modèle MLPNN :**
 - **Nombre de Neurones :** 30
 - **Taux d'Apprentissage :** 90%
 - **Décalage :** t-4
- **Indicateurs de Performance en Phase de Validation :**
 - **Coefficient de Corrélation (CC) :** 0,476
 - **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) :** 0,264
 - **Erreur Quadratique Moyenne (MSE) :** 0,863

Ces résultats sont résumés dans le **Tableau V-6**.

Tableau V- 6: Indicateurs de performance de la prévision des apports (MLPNN).

	Décalage	NN	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
MLPNN	Calage	t-4	30	90	0,543	0,449	3,615
	Validation	t-4	30	10	0,476	0,264	0,863

La Figure V-13 montre la comparaison entre les valeurs observées et les valeurs prévues des apports en eau pour le barrage de SMBA.

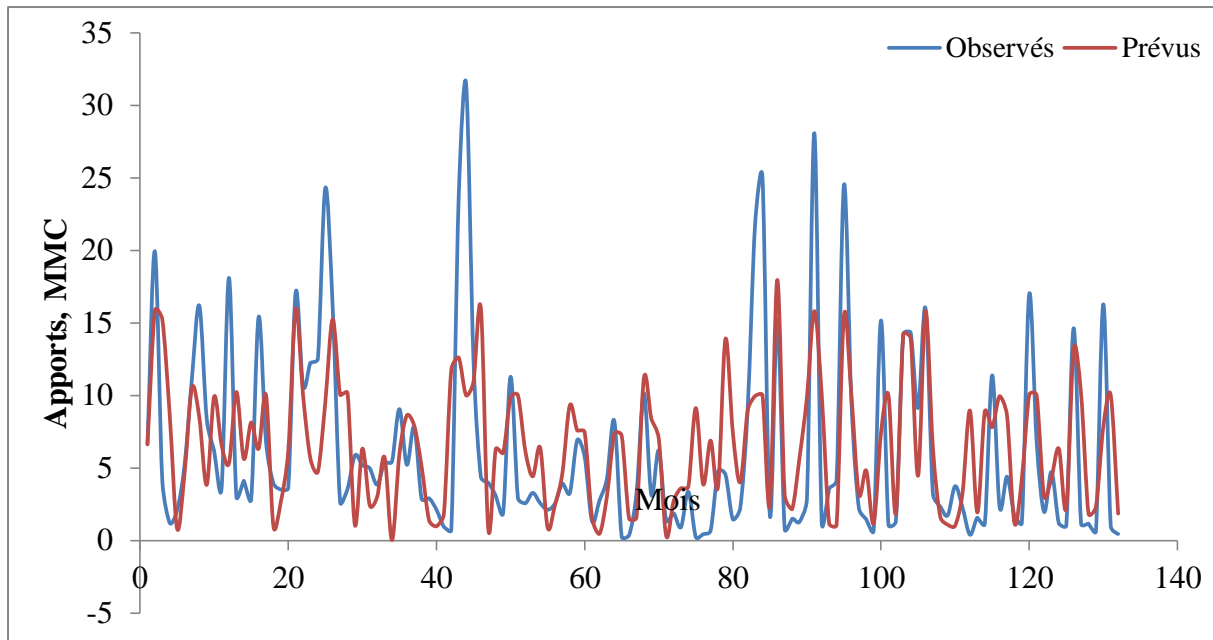


Figure V- 13: Comparaison des valeurs observées et prévues.

▪ Analyse des Résultats

- **Coefficient de Corrélation (CC) :** Le CC de 0,476 montre une corrélation modérée entre les valeurs observées et prévues, ce qui indique que le modèle MLPNN capture partiellement les variations des apports en eau.
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) :** Une RMSE de 0,264 montre un écart relativement faible entre les valeurs observées et prévues, ce qui suggère une bonne précision dans la prévision des apports en eau.
- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE) :** Avec une MSE de 0,863, l'écart moyen entre les prévisions et les valeurs réelles est modéré, indiquant que le modèle a pu réduire les erreurs de prédiction à un niveau acceptable.

▪ Conclusion

Les résultats de la prévision des apports en eau pour le barrage de SMBA montrent une performance acceptable du modèle MLPNN. Bien que le coefficient de corrélation soit modéré, les faibles valeurs de RMSE et MSE suggèrent une précision satisfaisante dans la prévision, ce qui rend ce modèle utile pour estimer les apports en eau dans cette région semi-aride.

V.1.3.2 Pr evision du stockage du barrage.

La pr evision du stockage au barrage de SMBA a fourni des r esultats satisfaisants en utilisant le mod ele de perceptron multicouches (MLPNN). Les d etails du mod ele et les indicateurs de performance en phase de validation sont les suivants :

- **Mod ele MLPNN :**
 - **Nombre de Neurones :** 30
 - **Taux d'Apprentissage :** 90%
 - **D ecalage :** t-4
- **Indicateurs de Performance en Phase de Validation :**
 - **Coefficient de Corr elation (CC) :** 0,547
 - **Erreur de la Racine Moyenne Carr ee (RMSE) :** 0,894
 - **Erreur Quadratique Moyenne (MSE) :** 2,277

Ces r esultats sont r esum es dans le **Tableau V-7**.

Tableau V- 7: Indicateurs de performance de la pr evision du stockage (MLPNN).

MLPNN	D�ecalage	NN	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
	Calage	t-4	30	90	0,888	0,670	2,736
Validation	t-4	30	10	0,547	0,894	2,277	77

La **Figure V-14** illustre la correspondance entre les valeurs observ ees et pr evues du stockage pour le barrage de SMBA.

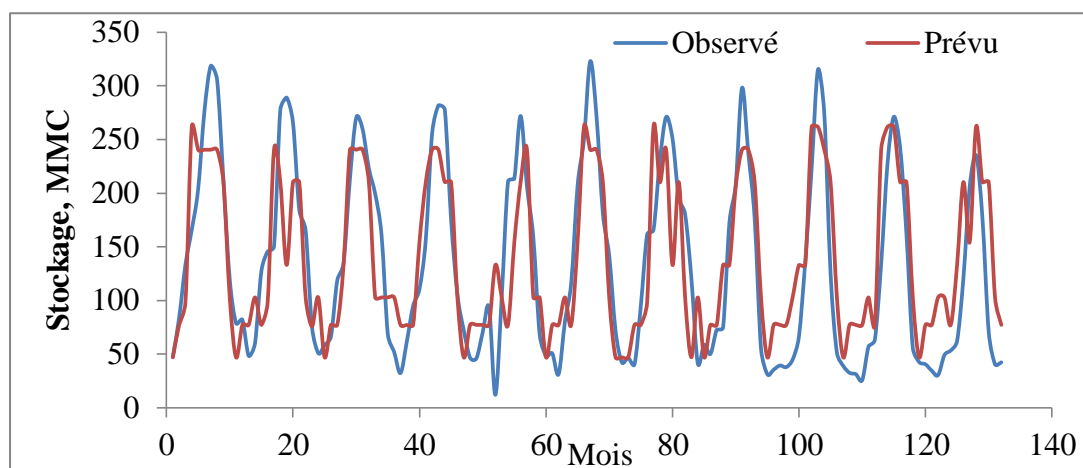


Figure V- 14: Comparaison des valeurs observ ees et pr evues.

▪ Analyse des Résultats

- **Coefficient de Corrélation (CC)** : Le CC de 0,547 montre une corrélation modérée, ce qui signifie que le modèle MLPNN parvient à capter une partie importante des variations du stockage d'eau au barrage.
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE)** : Avec une RMSE de 0,894, l'écart entre les valeurs prévues et observées reste limité, témoignant d'une bonne précision des prévisions.
- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE)** : La MSE de 2,277 indique un écart moyen plus important que pour d'autres prévisions, mais il reste dans des limites acceptables pour la gestion du stockage d'eau.

▪ Conclusion

Les résultats de la prévision du stockage au barrage de SMBA montrent que le modèle MLPNN, avec 30 neurones et un taux d'apprentissage de 90%, fournit des résultats satisfaisants. Le coefficient de corrélation modéré, combiné à des valeurs de RMSE et MSE raisonnables, démontre la capacité du modèle à capturer les fluctuations du stockage d'eau de manière fiable.

V.2 Modèle basé sur la logique floue

Les systèmes réels sont souvent confrontés à des incertitudes et des imprécisions qui ne peuvent pas être entièrement capturées par des modèles probabilistes traditionnels. En effet, la théorie des probabilités se montre parfois rigide face aux incertitudes provenant de facteurs comme l'imprécision linguistique, la fiabilité des instruments de mesure, ou encore les observations humaines. La **logique floue**, introduite par Zadeh en 1965, permet de mieux gérer ces incertitudes et imprécisions en offrant un cadre plus flexible et proche du raisonnement humain.

▪ Caractéristiques de la logique floue :

- **Langage Naturel** : La logique floue s'appuie sur des expressions linguistiques, telles que "faible", "élevé", ou "très élevé", ce qui permet de traduire les nuances propres à la perception humaine.
- **Interopérabilité** : Elle facilite la modélisation des systèmes complexes en introduisant un raisonnement proche de l'approche humaine.
- **Applications Pratiques** : Depuis son adoption par le chercheur japonais Sugeno en 1985, la logique floue a été intégrée dans des produits industriels, en particulier pour le contrôle et la commande, ainsi que dans des systèmes de reconnaissance de formes et de classification.

▪ Systèmes d'Inférence Floue (SIF)

Les systèmes d'inférence floue permettent de modéliser les applications continues grâce à un ensemble de règles et de processus spécifiques :

1. **Base de règles Si... Alors** : Les règles floues permettent de décrire les relations entre les variables d'entrée et de sortie sous forme de règles simples.
2. **Base de données** : Elle définit les fonctions d'appartenance des ensembles flous utilisés dans les règles.
3. **Unité d'aide à la décision** : Cette unité exécute les règles pour produire les résultats.
4. **Fuzzification** : Il s'agit de transformer les données brutes en valeurs linguistiques (niveaux fonctionnels) adaptées au modèle flou.
5. **Défuzzification** : Ce processus transforme les valeurs linguistiques floues en sorties concrètes et utilisables.

Les systèmes d'inférence floue sont particulièrement adaptés aux systèmes complexes et incertains où les modèles mathématiques traditionnels ou les approches "boîte noire" montrent leurs limites. Grâce à la flexibilité du langage naturel, ces systèmes permettent de mieux représenter des relations incertaines et floues, rendant le modèle plus adaptable et compréhensible (Figure V-15).

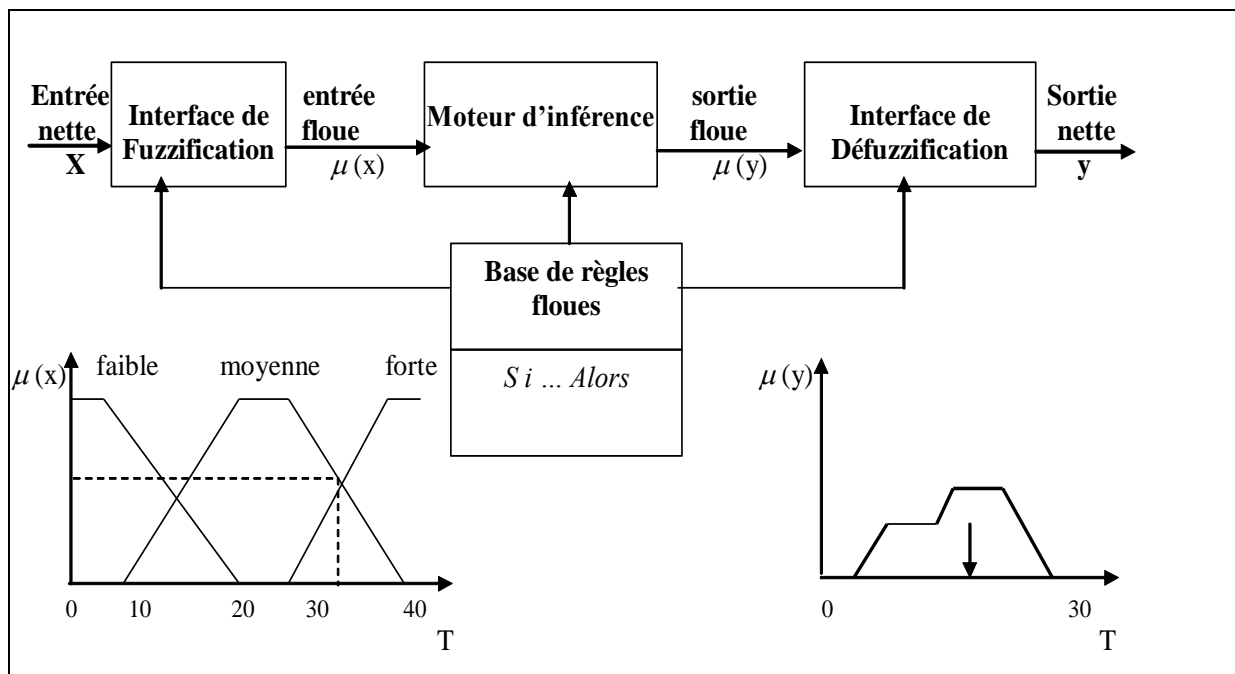


Figure V- 15: Structure d'un SIF (Guillaume, 2001)

▪ Examen et Optimisation des Systèmes Flous

La logique floue permet un **examen approfondi de la connaissance extraite** lors d'une optimisation, notamment sous les formes suivantes :

1. **Validation des Règles** : Les règles extraites peuvent être validées une à une pour vérifier leur pertinence et leur exactitude.
2. **Détection de Solutions Aberrantes** : Les systèmes flous permettent de détecter les solutions aberrantes, souvent liées à des erreurs de mesure, du bruit, ou l'influence de variables non modélisées.
3. **Zones Non Couvertes** : Les zones de l'espace d'entrée non couvertes par le modèle peuvent être identifiées, ce qui peut révéler des configurations physiquement impossibles ou des erreurs dans les conditions expérimentales.

L'approche floue constitue ainsi un outil précieux pour gérer l'incertitude et optimiser les systèmes complexes où la précision exacte n'est pas toujours réalisable.

Afin de surmonter les limites individuelles des **méthodes de la logique floue** et des **réseaux de neurones**, plusieurs chercheurs ont proposé une combinaison de ces deux approches dans un **modèle neuro-flou**. Ce modèle hybride permet d'exploiter les avantages de chacune tout en réduisant leurs inconvénients.

▪ Modèle Neuro-Flou : ANFIS (Takagi-Sugeno-Kang)

Le **modèle ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)**, développé par Takagi et Sugeno, combine les principes de la logique floue avec les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones. Ce modèle est particulièrement efficace dans des applications où l'incertitude, la non-linéarité et le bruit sont présents. Sugeno propose l'utilisation des **algorithmes des moindres carrés** pour l'optimisation, tandis que Bersini préconise la méthode de **descente du gradient** pour minimiser le critère quadratique.

• Fonctionnement de l'ANFIS

L'ANFIS fonctionne en combinant les produits de chaque règle floue avec une **combinaison linéaire** des variables d'entrée, aboutissant à un produit final qui est la **moyenne pondérée** de ces règles. Le modèle neuro-flou combine les capacités d'inférence floue avec l'apprentissage supervisé des réseaux de neurones, permettant ainsi un ajustement plus fin des paramètres en fonction des données observées. Voici les étapes clés du modèle TSK :

1. **Base de règles** : Les règles floues établissent des relations entre les variables d'entrée et de sortie à partir d'observations.
2. **Combinaison Linéaire** : Les produits des règles floues sont représentés sous forme de combinaisons linéaires des variables d'entrée.
3. **Moyenne Pondérée** : Le modèle génère une sortie basée sur la moyenne pondérée des résultats produits par les différentes règles floues.

- **Exemple de Règles ANFIS (TSK)**

Dans un modèle ANFIS TSK, les règles peuvent s'exprimer sous des formes simples telles que :

1. **Règle 1** : Si x est A_1 et y est B_1 , alors $z_1 = p_1x + q_1y + r_1$
2. **Règle 2** : Si x est A_2 et y est B_2 , alors $z_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Les paramètres p , q , et r sont ajustés au fur et à mesure que le modèle apprend à partir des données. Ces règles sont ensuite combinées pour produire une **sortie finale** pondérée, qui tient compte des niveaux de pertinence des différentes règles.

Ce modèle **ANFIS TSK** offre une approche robuste pour la prévision et l'inférence dans des systèmes complexes, tels que la gestion des ressources hydriques, où il est essentiel de traiter à la fois des variables non-linéaires et des incertitudes (Figure V-16).

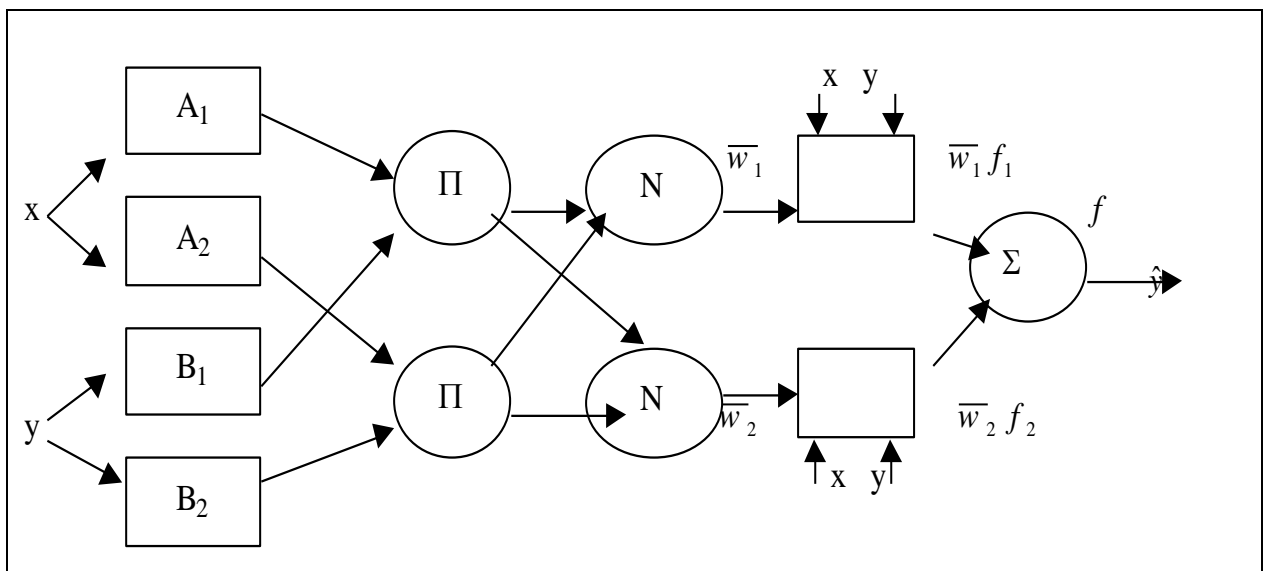


Figure V- 16: Réseau adaptatif du modèle ANFIS TSK.

L'apprentissage dans le modèle **ANFIS** est un processus d'optimisation qui vise à ajuster les paramètres des prémisses (liées aux ensembles flous) et des conséquences (liées aux règles floues) en fonction des données d'entraînement. Contrairement aux modèles autorégressifs classiques (comme **AR**, **ARMA**, et **ARIMA**) qui nécessitent des intervalles de temps constants, ANFIS surmonte ces limitations en offrant une flexibilité dans l'apprentissage, même avec des données irrégulières.

- **Processus d'apprentissage dans ANFIS**

Le processus d'apprentissage commence par la construction d'un **réseau initial**, où chaque nœud représente une fonction d'inférence floue. Ensuite, une **rétro-propagation de l'erreur** est utilisée pour ajuster les paramètres. Ce processus itératif vise à minimiser l'écart entre les prédictions du modèle et les valeurs observées. Jang (1993) propose un **algorithme hybride** qui combine la **descente de gradient** pour minimiser l'erreur, avec une **estimation par moindres carrés** pour ajuster les paramètres du modèle, améliorant ainsi la convergence et la précision du réseau.

- **Structure du modèle ANFIS**

Le modèle ANFIS est un réseau multicouche de type **feed-forward**, où chaque nœud exécute une fonction spécifique, en fonction des signaux qu'il reçoit. Les nœuds peuvent être adaptatifs ou non, et leur comportement varie en fonction des paramètres d'apprentissage. Le réseau adaptatif mis en œuvre ici utilise des symboles carrés ou circulaires pour différencier les nœuds adaptatifs (dont les paramètres sont ajustables) des nœuds non adaptatifs.

Chaque itération de l'apprentissage ajustera les **paramètres de sortie** des nœuds adaptatifs pour minimiser l'erreur globale du modèle, selon la **règle d'apprentissage du gradient**.

- **Modèle ANFIS retenu**

Le modèle ANFIS choisi pour la prévision des variables d'entrée dans cette étude comprend trois options :

- **Nombre de règles floues (NR) :** 2 règles floues
- **Taux d'apprentissage (TA) :** Varie entre 10 % et 90 %
- **Décalage temporel :** t-2 à t-6 (indique la prise en compte des retards dans les données).

Le **calage** du modèle ANFIS consiste à ajuster quantitativement ces paramètres afin de minimiser l'erreur entre les valeurs calculées par le modèle et les valeurs observées. Cette étape est essentielle pour s'assurer que le modèle représente correctement le phénomène étudié. La **validation** est ensuite réalisée en testant la capacité du modèle à prévoir des données non observées, permettant ainsi d'évaluer sa robustesse et sa capacité de généralisation.

- **Critères de performance**

Les mêmes **indicateurs de performance** que ceux utilisés pour le modèle MLPNN sont appliqués ici, tels que :

- **Coefficient de corrélation (CC)**
- **Erreur quadratique moyenne (RMSE)**
- **Erreur absolue moyenne (MAE)**
- **Coefficient de Nash (CN)**

Ces critères permettent de mesurer la qualité des prévisions du modèle ANFIS après calage et validation, offrant une évaluation complète de son efficacité pour la gestion des ressources hydriques.

Ce modèle est donc un outil puissant pour modéliser des phénomènes complexes et incertains, avec une capacité d'adaptation et de précision accrue grâce à l'apprentissage hybride. En effet, l'utilisation de ce modèle dans les systèmes de gestion de l'eau, comme les barrages ou les réseaux de drainage, permet d'améliorer la précision des prévisions en intégrant à la fois les caractéristiques statistiques des réseaux de neurones et les nuances du raisonnement humain offertes par la logique floue.

V.2.1 Résultats de la prévision par le modèle ANFIS pour Cheffia

L'analyse des résultats pour le barrage de Cheffia a été menée en appliquant le modèle ANFIS pour prévoir l'évaporation, les apports et le stockage d'eau dans la retenue. Les résultats de cette prévision sont présentés dans les sections suivantes.

V.2.1.1 Prévision de l'évaporation

Le modèle ANFIS retenu pour la prévision de l'évaporation comporte les paramètres suivants:

- **Nombre de règles (NR) : 2**
- **Taux d'apprentissage (TA) : 90%**
- **Décalage temporel : t-4**

Les critères de performance du modèle indiquent des résultats convaincants, tels que :

- **Coefficient de corrélation (CC) : 0,972**
- **Erreur quadratique moyenne (RMSE) : 0,004**
- **Erreur quadratique moyenne (MSE) : 0,006**
- **Coefficient de Nash (CN) : 93%**
- **Erreur moyenne (B) : 0,009**
- **Indice de variation (I) : 0,850**

Ces résultats sont présentés dans le **tableau V-8** et montrent que la performance de prévision de l'évaporation à travers le **CN de 93%** est supérieure à celle obtenue avec le modèle MLPNN (89%).

Tableau V- 8: Indicateurs de performance de la prévision de l'évaporation (ANFIS).

		Décalage	NR	TA, %	CC	RMSE	MSE	NC	{B}	I	
ANFIS	Modèle-1	Calage	2	2	50	0,826	0,016	0,016			
			2	2	90	0,843	0,019	0,031			
			4	2	90	0,816	0,021	0,003			
		Validation	2	2	50	0,947	0,010	0,011	89%	0,027	0,975
			2	2	90	0,947	0,004	0,002	88%	0,033	0,964
			4	2	90	0,972	0,004	0,006	93%	0,009	0,850

▪ **Comparaison des modèles ANFIS et MLPNN**

En comparant les résultats de prévision de l'évaporation obtenus avec les modèles MLPNN et ANFIS, on constate que le modèle ANFIS offre des performances et une précision supérieures. Les figures V-17, V-18, et V-19 illustrent ces résultats, en montrant que les valeurs prévues et observées sont très bien corrélées, ce qui renforce la fiabilité de la prévision réalisée par ANFIS.

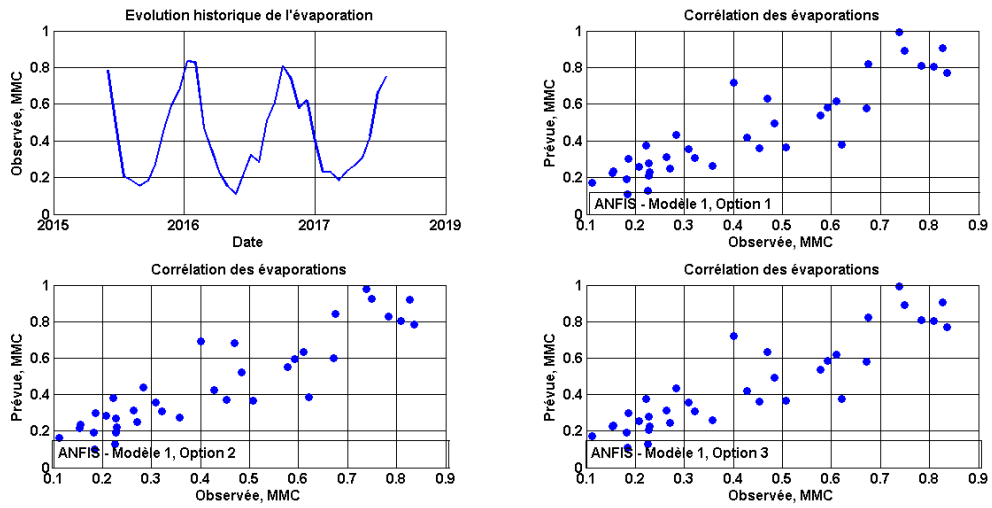


Figure V- 17: Corrélation des évaporations observées et prévues (ANFIS).

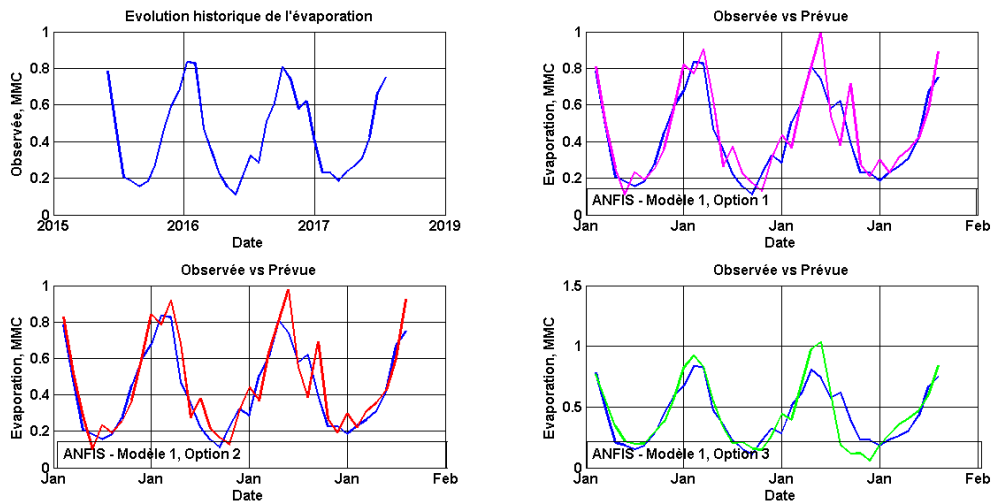


Figure V- 18: Comparaison des évaporations observées et prévues (ANFIS).

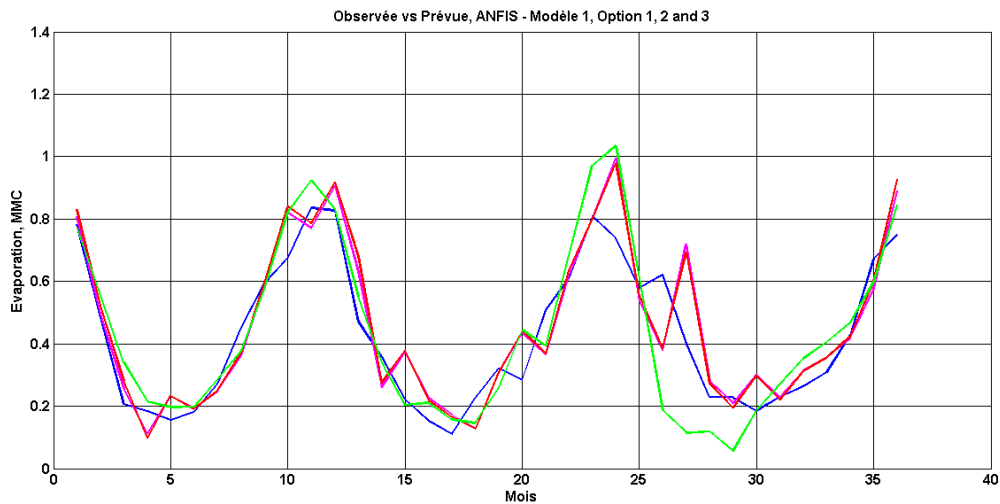


Figure V- 19: Evaporations observées vs prévües du modèle « ANFIS » retenu.

Ainsi, pour la prévision de l'évaporation, **ANFIS** se révèle être une meilleure option par rapport à **MLPNN**, notamment en termes de précision et de corrélation avec les données réelles.

V.2.1.2 Prévision des apports en eau.

Les résultats de la prévision des apports en eau pour le barrage de Cheffia, réalisés à l'aide du modèle **ANFIS**, sont considérés comme médiocres d'après les critères de performance présentés dans le **tableau V-9**.

Tableau V- 9: Indicateurs de performance de la prévision des apports (ANFIS).

	Lagtime	NR	TA	CC	RMSE	MSE	NC	{B}	I	
ANFIS	Calage	2	2	50	0,244	0,923	0,177			
		2	2	90	-0,394	0,237	0,329			
		4	2	90	-0,326	0,357	0,527			
	Validation	2	2	50	0,257	1,244	1,016	-53%	1,193	1,321
		2	2	90	0,240	1,609	1,969	-49%	2,298	1,519
		4	2	90	0,130	1,878	2,197	-48%	2,723	1,367

Les figures V-20, V-21, et V-22 illustrent la différence notable entre les valeurs prévues et observées des apports en eau. Ces résultats montrent une faible corrélation entre les données réelles et celles simulées par le modèle ANFIS, ce qui indique une performance insuffisante du modèle pour la prévision de cette variable.

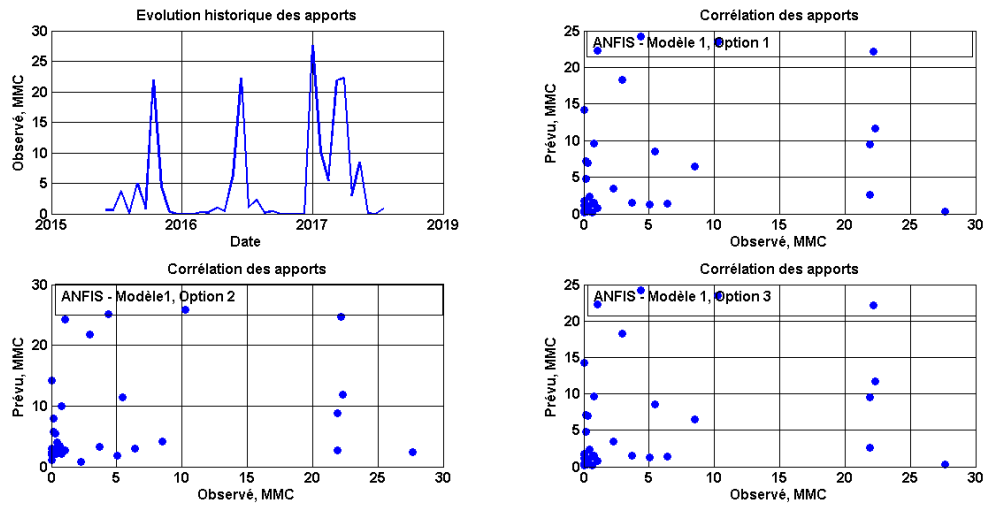


Figure V- 20: Corrélation des apports observés et prévus (ANFIS).

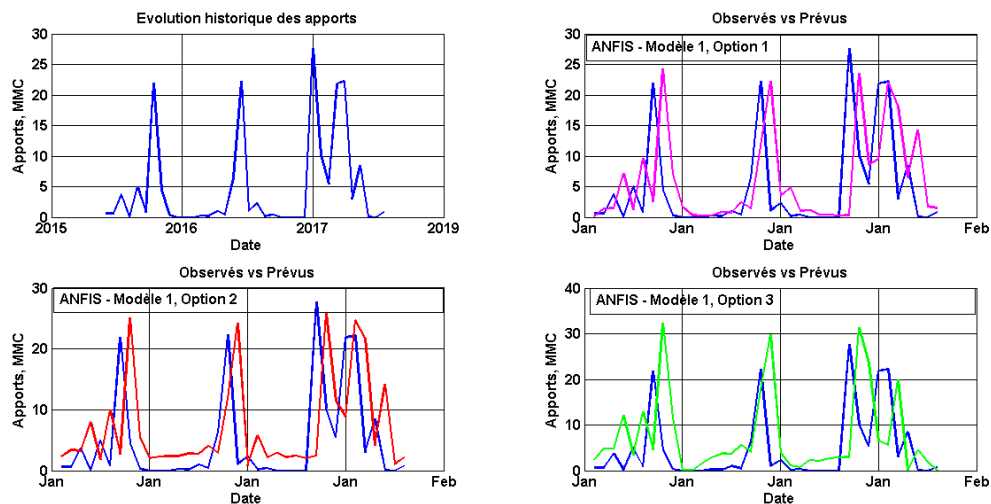


Figure V- 21: Comparaison des apports observés et prévus (ANFIS).

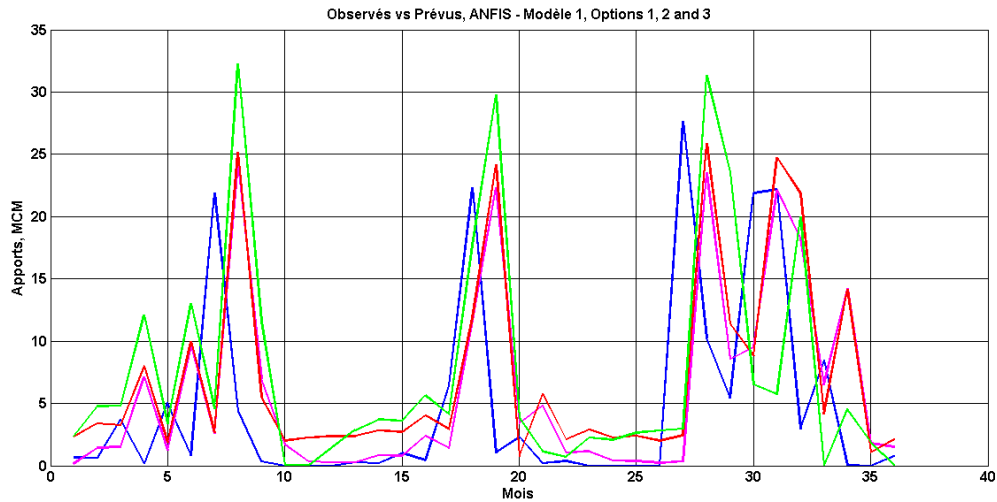


Figure V- 22: Apports observés vs prévus du modèle « ANFIS » retenu.

Bien que le modèle ANFIS ait bien fonctionné pour la prévision de l'évaporation, son application aux apports en eau n'est pas aussi concluante, comme en témoignent les écarts significatifs entre les valeurs prévues et observées.

V.2.1.3 Prévision du stockage du barrage.

Dans le cadre de la prévision du stockage du barrage de Cheffia, la seconde option du modèle ANFIS, utilisant deux règles floues, un taux d'apprentissage (TA) de 90%, et un décalage de t-2, a produit les meilleurs résultats. Les critères de performance présentés dans le tableau V-10 confirment l'efficacité de cette configuration.

Tableau V- 10: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (ANFIS).

		Décalage	NR	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN	{B}	I
ANFIS	Model-1	Calage	2	2	50	0,865	1,862	2,457		
		Validation	2	2	50	0,953	0,797	0,118	79%	2,575
	Calage	2	2	90	0,873	2,032	3,701			
	Validation	2	2	90	0,956	0,091	0,153	81%	3,548	0,984
	Calage	4	2	50	0,746	2,718	2,887			
	Validation	4	2	50	0,962	0,190	0,146	70%	3,033	0,915

Avec un **coefficient de Nash (CN)** de **81%**, la prévision du stockage peut être considérée comme performante. Le modèle **ANFIS** démontre une meilleure précision dans la prévision du stockage comparativement à d'autres variables.

Les **figures V-23, V-24, et V-25** montrent des corrélations convaincantes entre les valeurs observées et prévues du stockage, renforçant la fiabilité du modèle dans cette application.

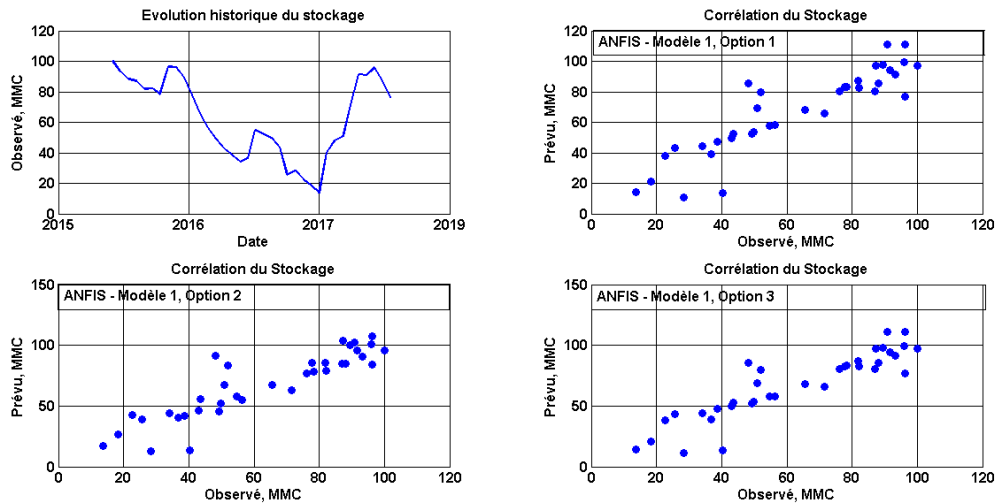


Figure V- 23: Corrélation des stockages observés et prévus (ANFIS).

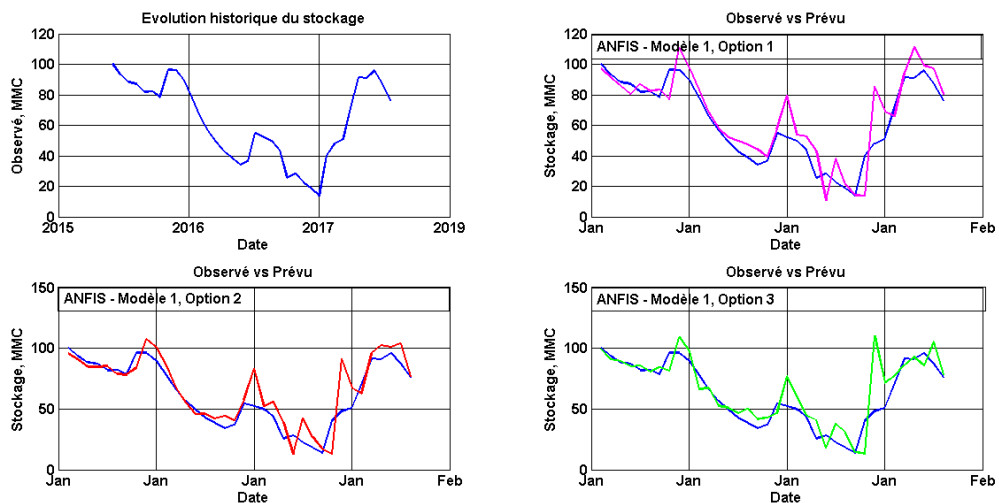


Figure V- 24: Comparaison des stockages observés et prévus (ANFIS).

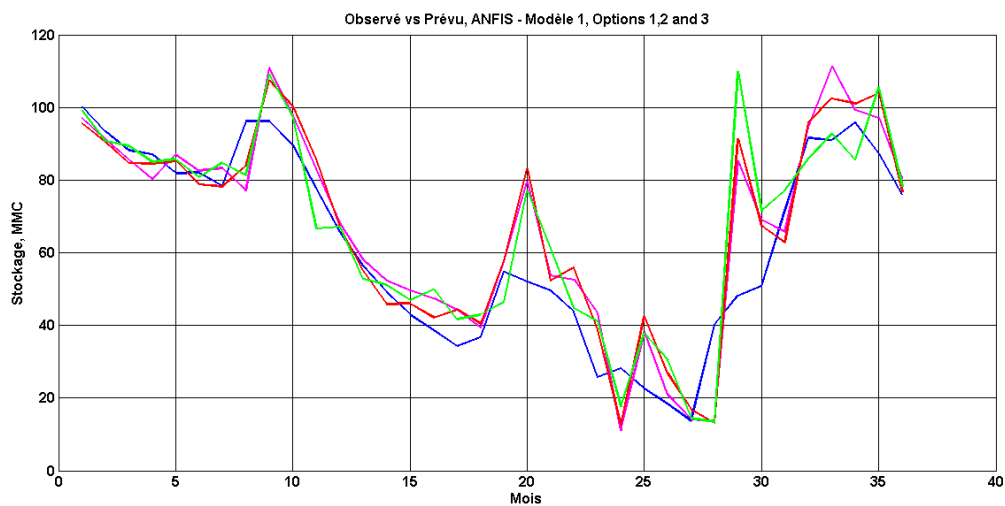


Figure V- 25: Stockages observés vs prévus du modèle « ANFIS » retenu.

V.2.2 Résultats de la prévision par le modèle « ANFIS » pour Ghrib

V.2.2.1 Prévision de l'évaporation

Dans Pour le barrage de Ghrib, situé dans une région semi-aride, la prévision de l'évaporation a été effectuée avec le modèle ANFIS. L'évaporation moyenne est de **0,700 MMC** en moyenne mensuelle interannuelle, représentant environ **11%** des apports en eau.

Le modèle ANFIS optimal pour cette prévision utilise les paramètres suivants :

- **Nombre de règles floues (NR) : 2**
- **Taux d'apprentissage (TA) : 90%**
- **Décalage : t-2**

La validation du modèle a révélé des résultats de performance convaincants avec les critères suivants :

- **Coefficient de Corrélation (CC) : 0,789**
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) : 0,002**
- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE) : 0,025**

Ces résultats sont illustrés dans le **tableau V-11**.

Tableau V- 11: Indicateurs de performance de la prévision d'évaporation (ANFIS).

		Décalage	NR	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
ANFIS	Calage	2	2	90	0,813	0,020	0,158	
	Validation	2	2	10	0,789	0,008	0,025	45%

La **figure V-26**, montrant une convergence acceptable entre les valeurs observées et prévues d'évaporation.

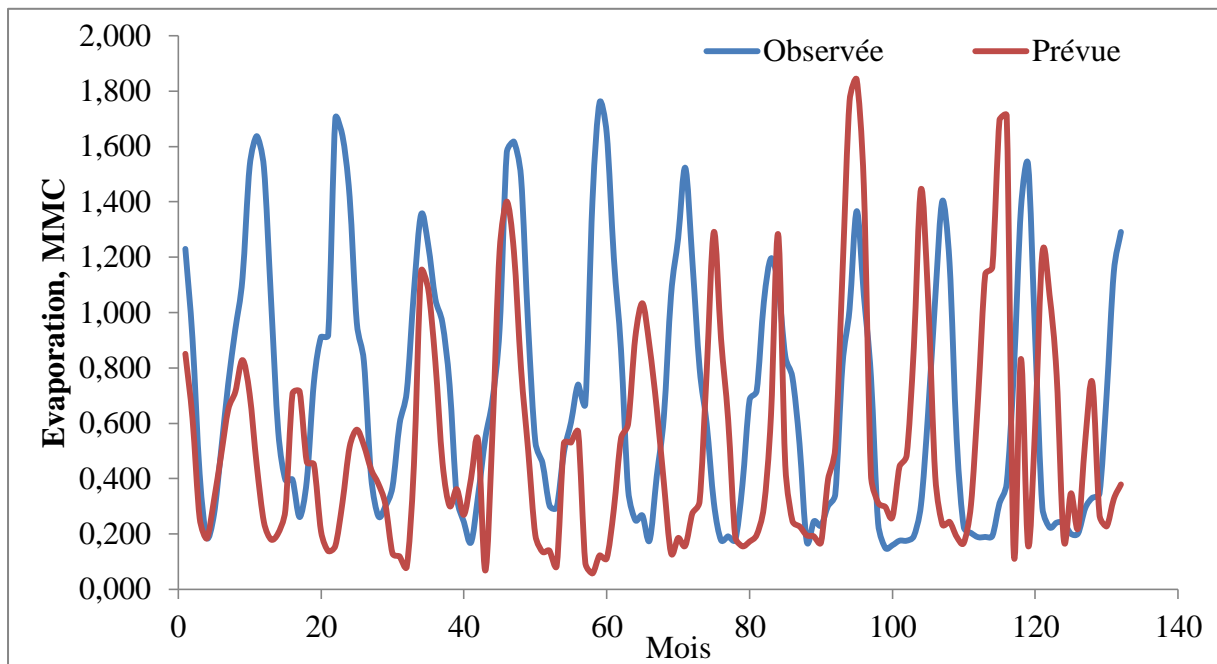


Figure V- 26: Comparaison des valeurs observées et prévues.

V.2.2.2 Prévision des apports

Pour le barrage de Ghrib, la prévision des apports en eau a été réalisée à l'aide du modèle ANFIS avec les paramètres suivants :

- **Nombre de règles floues (NR) : 2**
- **Taux d'apprentissage (TA) : 90%**
- **Décalage : t-4**

Les résultats obtenus pour la prévision des apports sont jugés acceptables, avec les critères de performance suivants :

- **Coefficient de Corrélation (CC) : 0,426**
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) : 0,520**
- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE) : 1,569**
- Ces performances sont détaillées dans le **tableau V-12**.

Tableau V- 12: Indicateurs de performance de la prévision des apports (ANFIS).

	Décalage	NR	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
ANFIS	Calage	2	90	0,288	0,842	5,480	
	Validation	2	10	0,426	0,520	1,569	42%

La **figure V-27** montre une marge d'amélioration par rapport à d'autres variables comme l'évaporation.

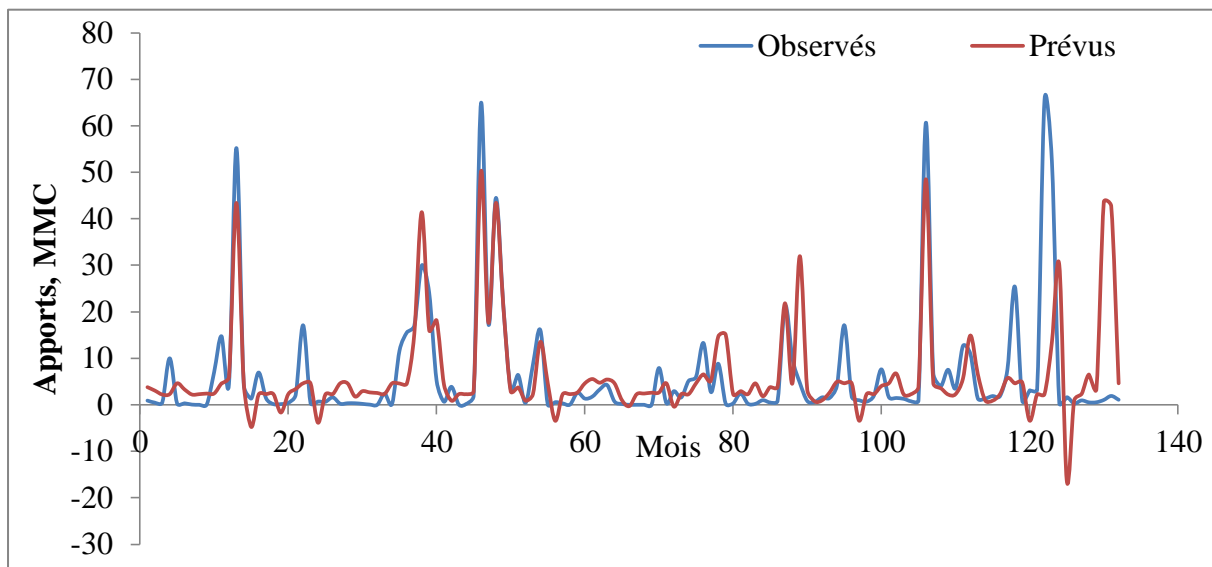


Figure V- 27: Comparaison des valeurs observées et prévues.

V.2.2.3 Prévision du stockage

Pour le barrage de Ghrib, la prévision du stockage a été effectuée avec le modèle **ANFIS** utilisant les paramètres suivants :

- **Nombre de règles floues (NR) : 2**
- **Taux d'apprentissage (TA) : 90%**
- **Décalage : t-4**

Les résultats pour la prévision du stockage sont particulièrement satisfaisants, avec les critères de performance suivants :

- **Coefficient de Corrélacion (CC) : 0,888**
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) : 0,137**
- **Erreur Quadratique Moyenne (MSE) : 0,221**
- **Coefficient de Normalisation (CN) : 91%**
- Les détails de ces résultats sont résumés dans le **tableau V-13**.

Tableau V- 13: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (ANFIS).

	Décalage	NR	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
ANFIS	Calage	t-4	3	60	0,911	0,226	0,565
	Validation	t-4	3	40	0,888	0,137	0,221

Ces résultats montrent une bonne performance du modèle **ANFIS** dans la prévision du stockage. La qualité de la prévision est illustrée par la **figure V-28**.

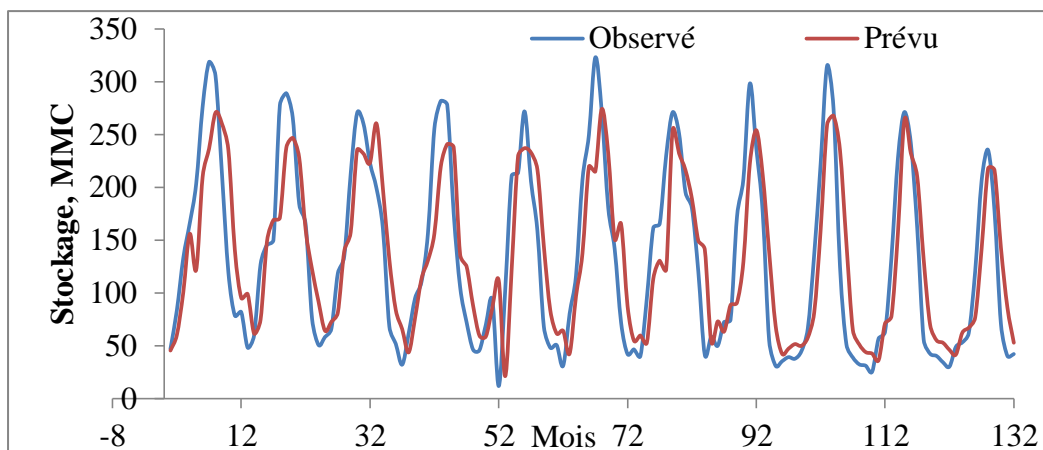


Figure V- 28: Comparaison des valeurs observées et prévues.

Les valeurs prévues et observées se concordent bien, ce qui indique une capacité robuste du modèle à estimer les niveaux de stockage.

V.2.2.4 Prévion de l'allocation

Pour le barrage de Ghrib, une tentative a été faite pour prévoir l'allocation d'eau en plus des variables d'état telles que l'évaporation, les apports et le stockage. Cette prévision vise à améliorer la gestion de l'eau en s'assurant que les allocations sont mieux adaptées à la demande en eau, contrairement à l'historique qui montre des mois déficitaires.

Le modèle ANFIS avec deux règles floues a été utilisé pour cette prévision, et les résultats montrent une répartition adéquate des allocations sur les douze mois, améliorant ainsi la satisfaction de la demande en eau. Les critères de performance pour cette prévision sont les suivants :

- **Coefficient de Corrélacion (CC) :** 0,888
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) :** 2,336
- **Erreur Absolue Moyenne (MAE) :** 1,513
- Ces valeurs sont présentées dans le **tableau V-14**.

Tableau V- 14: Indicateurs de performance pour la prévision de l'allocation (ANFIS).

Modèle	Calage			Validation		
	CC	RMSE	MAE	CC	RMSE	MAE
ANFIS	0,670	2,961	2,054	0,848	2,336	1,513

La **figure V-29** illustre une légère amélioration des valeurs prévues du volume d'eau fourni par rapport aux valeurs observées, démontrant la robustesse des modèles hybrides combinant réseaux de neurones artificiels et logique floue pour la prévision de valeurs cycliques telles que l'allocation d'eau.

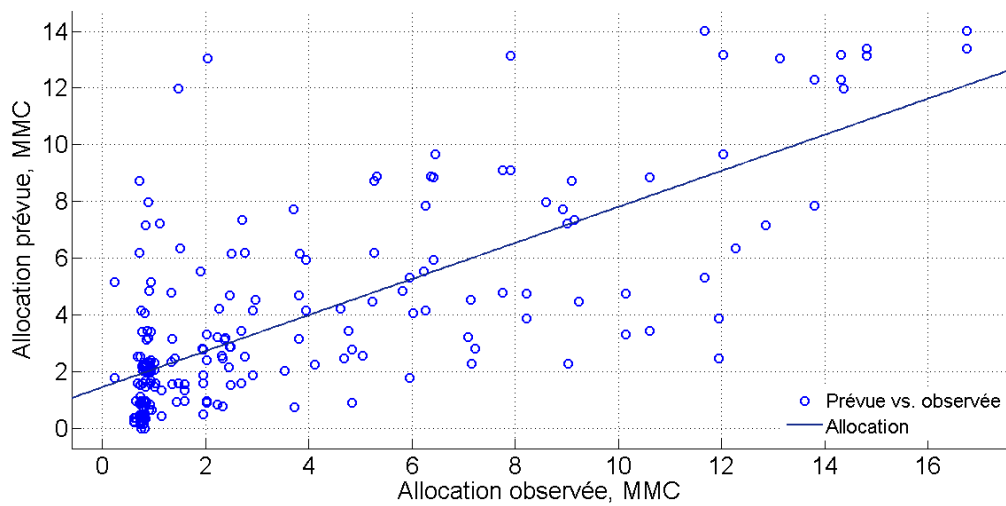


Figure V- 29: Allocations observées vs prévues du barrage de Ghrib.

Cependant, il est à noter que la demande maximale en eau n'est pas entièrement satisfaite, comme le montre la **figure V-30**.

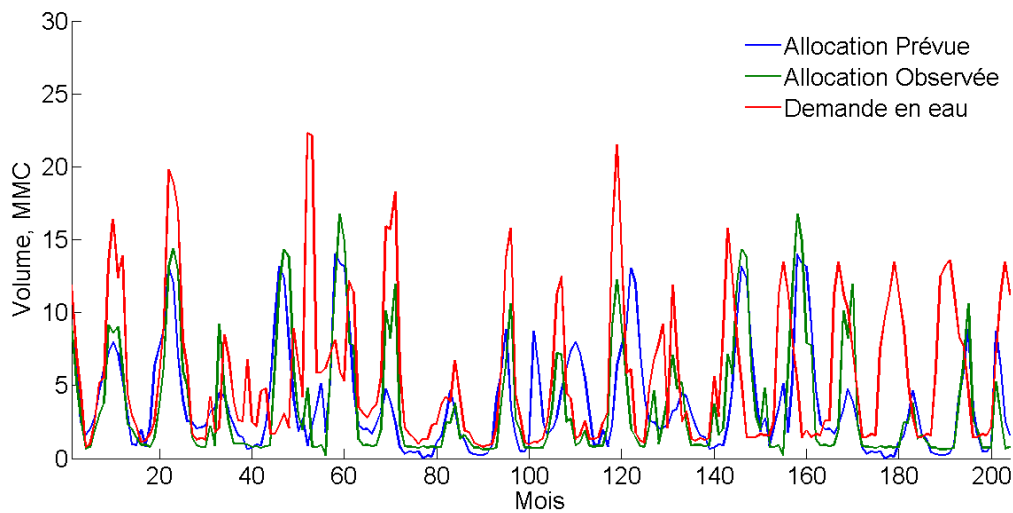


Figure V- 30: Allocation comparée à la demande en eau (Ghrib).

En conclusion, le modèle hybride ANFIS montre une robustesse dans la prévision des valeurs cycliques telles que l'allocation d'eau, malgré quelques limitations dans la satisfaction complète de la demande.

V.2.3 Résultats de la prévision par le modèle « ANFIS » pour SMBA

V.2.3.1 Prévision de l'évaporation.

Pour le barrage de SMBA, situé dans une région semi-aride, la prévision de l'évaporation a été effectuée avec le modèle ANFIS. L'évaporation moyenne mensuelle interannuelle est de 0,977 MMC, représentant environ 26% des apports en eau.

Le modèle ANFIS utilisé pour cette prévision comprend :

- **Nombre de règles (NR) :** 2
- **Taux d'apprentissage (TA) :** 50%
- **Décalage :** t-2

Les résultats de validation du modèle montrent les performances suivantes :

- **Coefficient de Corrélation (CC) :** 0,500
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) :** 0,026
- **Erreur Moyenne Carrée (MSE) :** 0,163

Les indicateurs de performance pour la prévision de l'évaporation par le modèle ANFIS sont détaillés dans le **tableau V-15**. Ces résultats montrent que le modèle ANFIS est capable de prédire l'évaporation avec une précision raisonnable, bien que les valeurs de CC indiquent une marge d'amélioration potentielle.

Tableau V- 15: Indicateurs de performance de la prévision d'évaporation (ANFIS).

	Décalage	NR	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
ANFIS	Calage	t-4	2	50	0,401	0,027	0,167
	Validation	t-4	2	50	0,500	0,026	0,163

La **figure V-31** illustre la convergence acceptable entre les valeurs observées et prévues de l'évaporation.

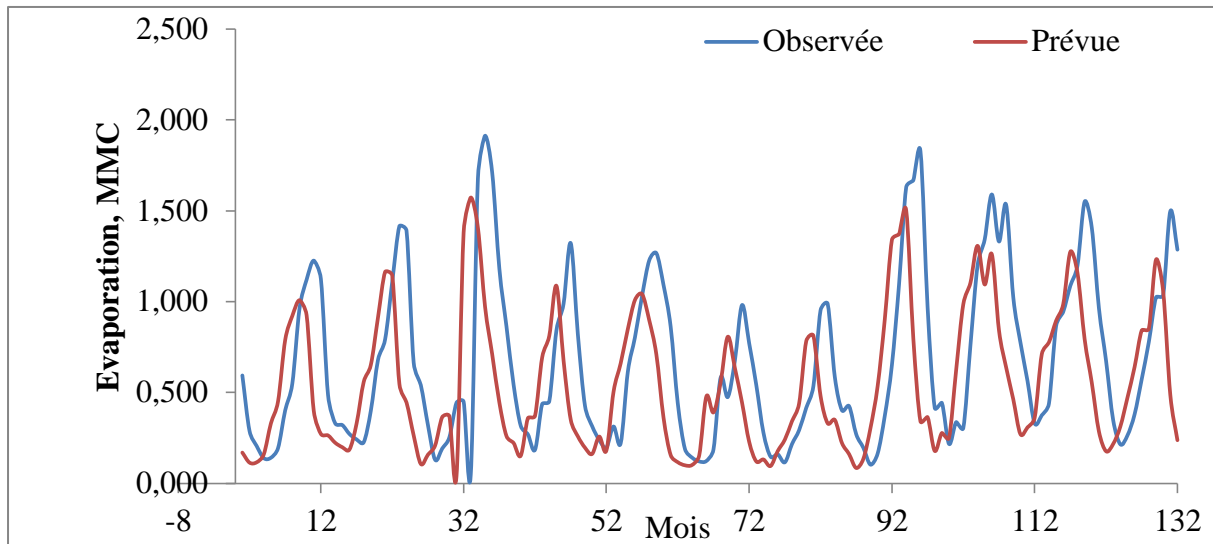


Figure V- 31: Comparaison des valeurs observées et prévues.

V.2.3.2 Prédiction des apports.

Pour le barrage de SMBA, la prédiction des apports en eau a été réalisée à l'aide du modèle ANFIS avec les paramètres suivants :

- **Nombre de règles (NR)** : 3
- **Taux d'apprentissage (TA)** : 90%
- **Décalage** : t-4

Les résultats de la prédiction sont évalués comme suit :

- **Coefficient de Corrélation (CC)** : 0,501
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE)** : 0,177
- **Erreur Moyenne Carrée (MSE)** : 0,532

Ces résultats montrent une performance acceptable du modèle ANFIS pour la prédiction des apports au barrage et sont illustrées dans le **tableau V-16**.

Tableau V- 16: Indicateurs de performance de la prédiction des apports (ANFIS).

	Décalage	NR	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
ANFIS	Calage	t-4	3	90	0,664	0,390	2,761
	Validation	t-4	3	10	0,501	0,177	0,532

La **figure V-32**. Le modèle semble fournir des prévisions raisonnables, bien que les valeurs de CC et les erreurs indiquent des opportunités pour des améliorations supplémentaires.

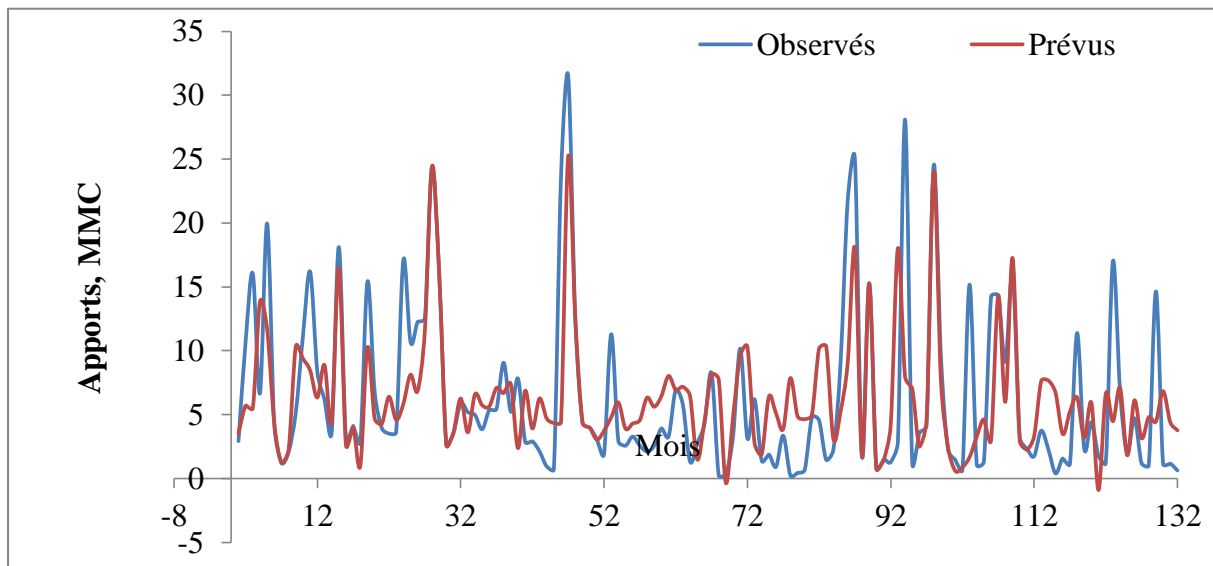


Figure V- 32: Comparaison des valeurs observées et prévues.

V.2.3.3 Prévion du stockage.

La Pour la prévision du stockage au barrage de SMBA, le modèle **ANFIS** avec les paramètres suivants a été utilisé :

- **Nombre de règles (NR) : 2**
- **Taux d'apprentissage (TA) : 90%**
- **Décalage : t-4**

Les résultats obtenus sont :

- **Coefficient de Corrélation (CC) : 0,967**
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE) : 0,929**
- **Erreur Moyenne Carrée (MSE) : 3,086**
- **Coefficient de Normalisation (CN) : 97%**

Ces valeurs montrent une excellente performance du modèle ANFIS dans la prévision du stockage et sont présentés en détail dans le **tableau V-17**.

Tableau V- 17: Indicateurs de performance de la prévision du stockage (ANFIS).

		Décalage	NR	TA, %	CC	RMSE	MSE	CN
ANFIS	Calage	t-4	2	90	0,965	0,690	2,730	
	Validation	t-4	2	10	0,967	0,929	3,086	97

Les résultats sont visuellement corroborés par la **figure V-33**.

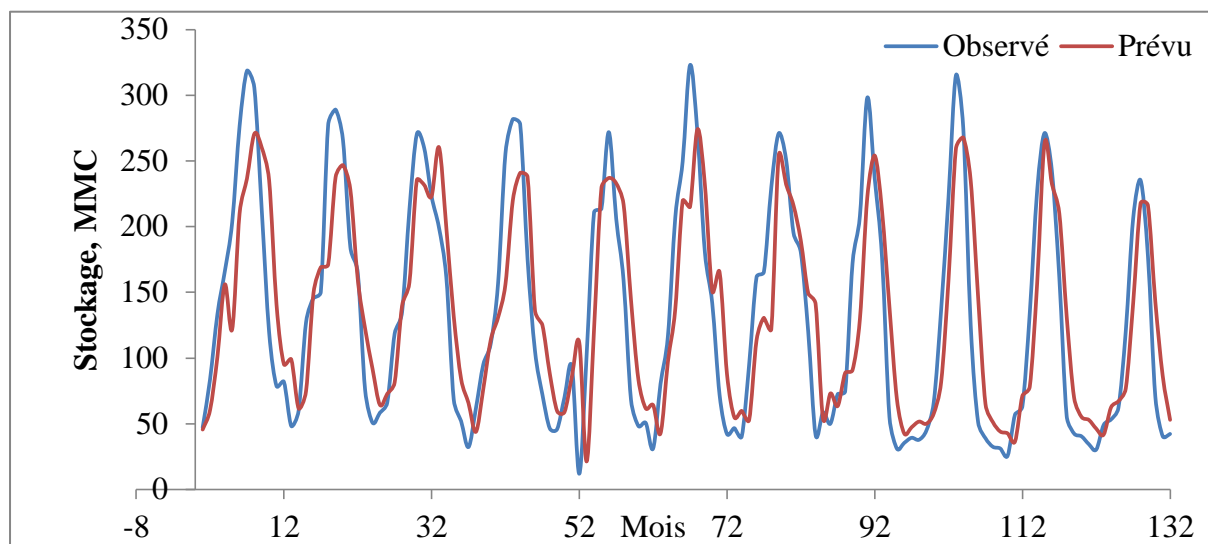


Figure V- 33: Comparaison des valeurs observées et prévues.

Le modèle ANFIS semble donc particulièrement efficace pour prédire les niveaux de stockage dans ce cas spécifique.

V.2.3.4 Prédiction de l'allocation.

Pour le barrage de SMBA, la prévision des allocations d'eau réalisée avec le modèle ANFIS à deux règles floues a révélé des résultats prometteurs. Le modèle a réussi à ajuster les prévisions pour mieux répondre à la demande en eau, en réduisant les mois déficitaires par rapport aux historiques.

Les indicateurs de performance pour la phase de validation sont :

- **Coefficient de Corrélation (CC)** : 0,630
- **Erreur de la Racine Moyenne Carrée (RMSE)** : 2,838
- **Erreur Absolue Moyenne (MAE)** : 2,267

Ces valeurs, détaillées dans le tableau V-18, montrent une amélioration par rapport aux prévisions historiques.

Tableau V- 18: Indicateurs de performance pour la prévision de l'allocation (ANFIS).

Modèle	Calage			Validation		
	CC	RMSE	MAE	CC	RMSE	MAE
ANFIS	0,763	2,188	1,329	0,630	2,838	2,267

La **figure V-34** illustre cette amélioration en comparant les allocations observées aux valeurs prévues par le modèle.

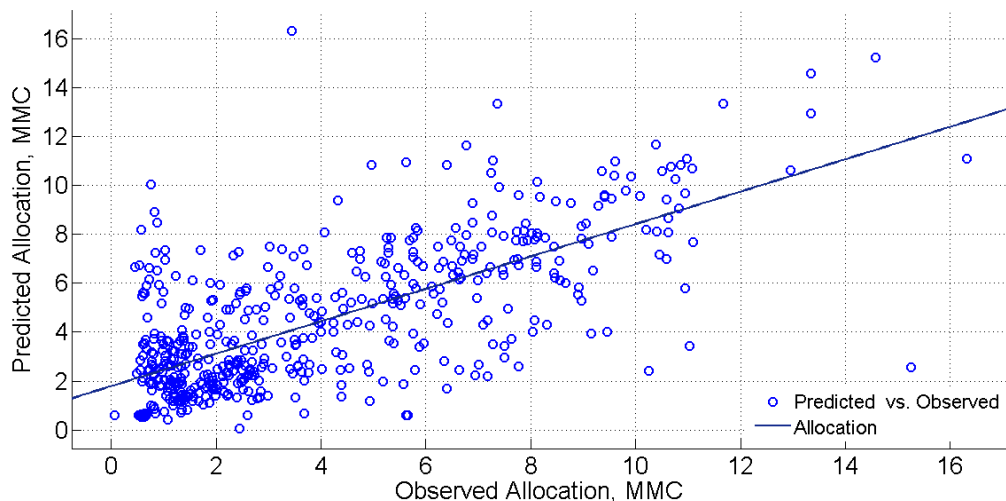


Figure V- 34: Allocations observées vs prévues du barrage SMBA.

Cependant, même avec cette amélioration, la satisfaction totale de la demande en eau reste limitée. La **figure V-35** montre que la demande maximale en eau est entièrement satisfaite seulement pendant six mois de l'année.

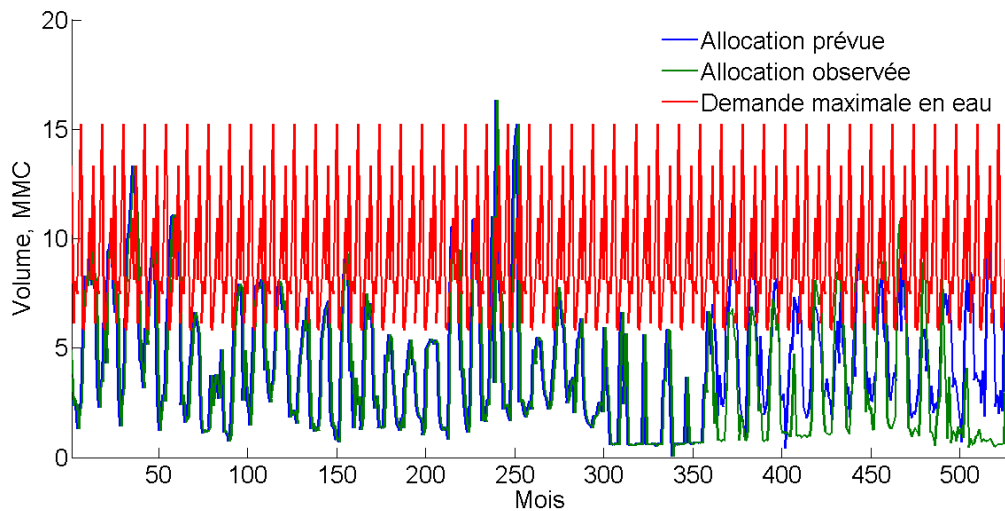


Figure V- 35: Allocation comparée à la demande en eau (SMBA).

La prévision de l'allocation démontre la robustesse des modèles hybrides basés sur ANFIS, tout en soulignant les limites de satisfaction complète de la demande en eau.

V.1 Conclusion.

L'approche développée pour la prévision des variables d'état d'un système hydrique a montré son efficacité pour optimiser l'exploitation actuelle des barrages, notamment celui de Cheffia. En fournissant un outil d'aide à la décision fiable en matière de lâchers d'eau, cette approche s'appuie sur l'expérience accumulée des gestionnaires de barrages.

- Performance des Modèles :

1. Modèles « MLPNN » et « ANFIS » :

- Les modèles **MLPNN** (Multilayer Perceptron Neural Network) et **ANFIS** (Adaptive Neuro-FuzzyInference System) ont démontré une performance significative dans la prévision de l'évaporation et du stockage au barrage de Cheffia. Les résultats de calage et de validation ont montré des coefficients de corrélation (CC) et des indices de Nash (CN) élevés, attestant de la fiabilité des prévisions.
- Cependant, la prévision des apports en eau s'est révélée moins efficace avec ces modèles, soulignant une limite dans leur capacité à traiter des variables aléatoires.

2. Barrage de Ghrib et SMBA :

- Les prévisions d'allocation pour les barrages de Ghrib et de SMBA ont été performantes, ce qui a permis d'améliorer la gestion de ces ouvrages. Les résultats suggèrent que ces modèles peuvent contribuer à une gestion optimisée en fournissant des prévisions précises des variables d'état et de décision, même dans des conditions incertaines.

- Limites et Perspectives :

- Bien que les résultats soient prometteurs, il reste un facteur limitant : l'incertitude naturelle inhérente aux systèmes hydriques. Cette incertitude exige une gestion adaptative, et l'intégration de méthodes d'optimisation pour des scénarios futurs incertains pourrait améliorer la gestion des risques associés.
- Les travaux futurs pourraient se concentrer sur l'amélioration de la prévision des variables aléatoires et l'intégration des modèles dans des systèmes d'aide à la décision plus complexes, afin de mieux gérer les risques et d'optimiser les opérations des barrages.

En résumé, bien que les outils développés offrent des améliorations significatives en matière de prévision et de gestion des ressources en eau, la prise en compte de l'incertitude et l'adaptation continue restent essentielles pour assurer la fiabilité et l'efficacité des systèmes hydriques.

En conséquence, la gestion de ce type de risque est une préoccupation majeure dont le présent travail de doctorat tente de réaliser à travers la mise au point de consignes de gestion de barrages; outils d'aide à la décision et à l'exploitation du système hydrique, mais il y a toujours un facteur limite caractérisé par l'aléa naturel, qui incite à l'adaptation de la gestion à cette incertitude et c'est l'objet des méthodes d'optimisation en avenir aléatoire, qui furent déjà introduites par Masse (1946).

CHAPITRE. VI :
GESTION OPTIMISEE
PAR LES ALGORITHMES GENETIQUES

“Even though these complex systems differ in detail
the question of coherence under change is the
central enigma for each.”

John Henry Holland 1929-2015

CHAPITRE.VI. Gestion optimisée par les algorithmes génétiques

Nombreuses sont les méthodes d'optimisation pouvant être classées en deux catégories, soient les méthodes déterministes et les méthodes stochastiques. Dans la première, on cherche le minimum d'une fonction en se basant sur son gradient en s'arrêtant le premier trouvé ; pour pallier cet inconvénient, la deuxième constitue une alternative qui s'appuie sur des mécanismes probabilistes et aléatoires. Parmi les méthodes stochastiques nous nous intéressons aux algorithmes génétiques, qui sont capables de trouver le minimum global d'une fonction même dans des cas très difficiles, seulement le temps de calcul peut être important.

Initiés en 1975 par Holland (Holland, 1975), puis développés par d'autres chercheurs tels que DE Jong (De Jong, 1975), Goldberg (Goldberg, 1989), Michalewicz [Michalewicz, 1994], Les algorithmes génétiques s'affirment peu à peu comme des techniques d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique ; cette classe d'algorithmes les plus robustes, appelée aussi algorithmes évolutionnaires, partent d'une population d'individus, et la fait évoluer à partir d'opérateurs à transition aléatoires, de la sélection et l'évolution

Les algorithmes génétiques (AG) sont généralement caractérisés par le fait qu'ils travaillent sur une population de points, au lieu d'un point unique, n'utilisent que les valeurs de la fonction étudiée, pas sa dérivée, ou une autre connaissance auxiliaire et usent des règles de transition probabilistes, et non déterministes. Les différentes étapes des AGs commencent par initialiser la population, soit créer une population initiale et évaluer les individus de la population initiale. Ensuite, on crée de nouvelles populations, on sélectionne les individus adéquats à la reproduction, on génère une descendance à l'aide d'un croisement du gène, on mute une descendance et on évalue une descendance.

Les AGs sont des méthodes itératives, largement utilisées dans les problèmes d'optimisation dans plusieurs branches des sciences et technologies. A l'inverse de ce qui se passe dans les autres méthodes, dans cette méthodologie, dans chaque itération (génération), il n'y a pas seulement un point du thème de recherche qui est pris en considération, mais une série de solutions définissant une population ou des populations d'individus est considérée. Ces individus seront alors classés, selon la qualité de la solution à laquelle tend chacun d'eux. La sélection des individus ou chromosomes est un processus aléatoire, mais il est fortement orienté vers le choix de meilleurs individus pour la reproduction. Comme c'est indiqué dans la figure VI-1, la méthode consiste à conclure sur un AG après un nombre de générations et à tester ensuite la qualité du meilleur nombre de populations pour la définition du problème ; S'il n'y pas de solutions acceptables, l'AG peut être restauré ou une nouvelle recherche est initiée.

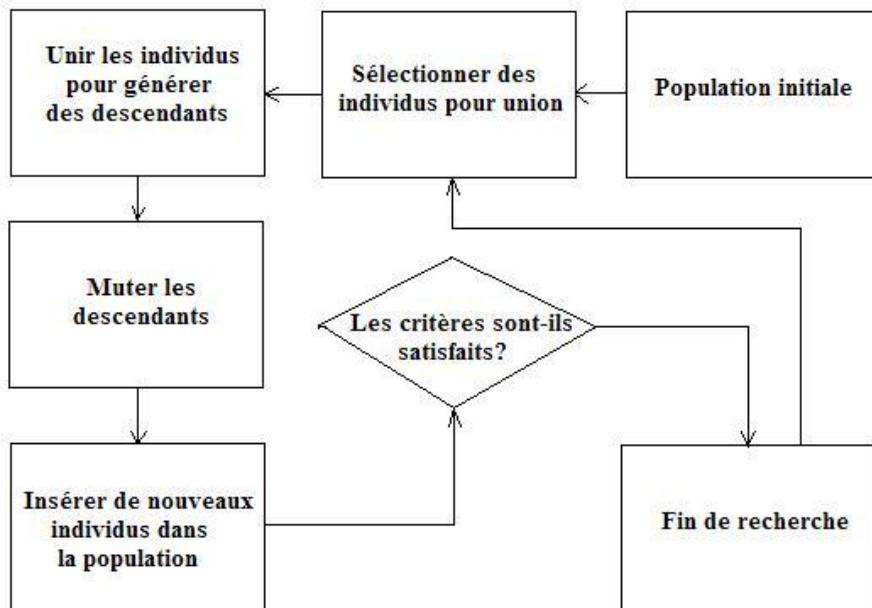


Figure VI- 1: Boucle d'un algorithme génétique

Holland a introduit deux concepts fondamentaux, l'un concerne le codage des paramètres de chaque individu et l'autre est lié à l'adaptabilité de ce dernier à son environnement afin de converger vers l'optimum global. La construction d'une fonction d'adaptabilité appropriée à partir de la fonction objective est très importante pour obtenir un bon fonctionnement des AGs.

La fonction objective $f : X \rightarrow Y$ avec $Y \subseteq R$ est une fonction mathématique qui est sujette à l'optimisation. Le domaine associé Y de cette fonction, aussi bien que son rang, doit être un sous ensemble des nombres réels ($Y \subseteq R$). Le domaine X de « f » est appelé espace de problème et peut représenter n'importe quel type d'éléments tels que les nombres, les listes, les plans de construction, et ainsi de suite. Il est choisi en fonction du problème à résoudre par la méthode d'optimisation. Les fonctions objectives ne sont pas nécessairement des expressions mathématiques pures, mais peuvent être des algorithmes complexes qui, par exemple, qui impliquent des simulations multiples. L'optimisation intégrale comprend toutes les techniques qui peuvent être utilisées pour trouver les meilleurs éléments dans X en tenant compte d'un critère donné.

Les techniques d'optimisation intégrale ne sont pas utilisées juste pour trouver le maxima ou le minima des fonctions simples « f », dans beaucoup de problèmes réels de conception ou de prise de décision, elles sont plutôt appliquées aux ensembles F comportant $n = |F|$ de fonctions objectives f_i , dont chacune représente un critère à optimiser (Deb, 2001 ; Coello, 1999; Fonseca et Fleming, 1998).

$$F = \{f_i : X \rightarrow Y_i : 0 < i \leq n, Y_i \subseteq R\} \quad \text{VI-1}$$

Le choix de la fonction de fitness retenue, à partir de la fonction objective, est important et dépend du problème à résoudre et de l'espace de recherche qui en découle, constitué de deux sous-espaces disjoints: l'espace des solutions admissibles et l'espace des solutions non admissibles, qui violeraient au moins l'une des contraintes. La solution passe en général par l'utilisation d'une fonction de fitness à pénalité dont dépend la performance d'un individu qui se réduit au fur et à mesure de la soustraction d'une pénalité.

Peut être l'une des approches les plus populaires traitant des contraintes, particulièrement dans le domaine de l'optimisation mono objective, revient à Courant (1943) qui introduisit l'idée de fonctions de pénalité en 1943. Dans ce cas, les contraintes sont combinées avec la fonction objective, pour donner une nouvelle fonction f' qui est ensuite réellement optimisée. L'idée de base est que la combinaison est faite de façon à assurer qu'un candidat – solution non faisable ait toujours une valeur de f' plus mauvaise que la solution faisable avec les mêmes valeurs objectives. Selon (Courant, 1943), cela est exécuté en définissant f' en tant que :

$$f'(x) = f(x) + v[h(x)]^2 \quad \text{VI-2}$$

Des approches similaires variées existent. Carroll (1959, 1961), par exemple, choisit la fonction de pénalité sous la forme suivante :

$$f'(x) = f(x) + v \sum_{i=1}^p [g_i(x)]^{-1} \quad \text{VI-3}$$

Qui garantit que la fonction « g » ne sera pas nulle ou négative. Il n'y a pas pratiquement de limites aux domaines dans lesquels la pénalité pour la non faisabilité peut être intégrée dans les fonctions objectives.

Plusieurs chercheurs suggèrent des pénalités dynamiques qui comportent l'indice de l'itération courante de l'outil d'optimisation (Joines et Houck, 1994, Olsen, 1994) ou des pénalités adaptatives qui utilisent en supplément des statistiques (Siedlecki et Sklansky, 1989 ; Siedlecki et Sklansky, 1993 ; Alouane et Bean, 1993). Des discussions précises sur les fonctions de pénalité ont été apportées par Fiacco et Mc Cormick (Fiacco et Cormick, 1990) et Smith et Coit (1997).

Les AGs conviennent au traitement des contraintes, en effet, les contraintes peuvent être divisées en deux types, à savoir les contraintes qui dépendent exclusivement des paramètres de conception et peuvent être vérifiées avant le calcul de la fonction objective, les individus qui violent ses contraintes sont alors éliminés (Michalewicz, 1996), et les contraintes qui dépendent des résultats du programme et ne peuvent pas être vérifiées avant. Elles sont incorporées dans la fonction objective. Classiquement, une fonction de pénalité extérieure est utilisée (Michalewicz, 1994) (Schaffer, 1993) (Richardson, 1989) (Smith, 1993) (Sareni, 2000).

L'algorithme génétique avec contraintes est modifié comme suit :

1. Initialiser aléatoirement une population d'individus qui satisfont des contraintes dépendant exclusivement des paramètres de conception.
2. Sélectionner les individus de la population qui vont se reproduire en mesurant leur adaptabilité.
3. Appliquer les opérateurs génétiques (croisement et mutation) pour obtenir des nouveaux individus.
4. Évaluer l'adaptabilité des nouveaux individus, et affecter des valeurs nulles quand les contraintes dépendant exclusivement des paramètres de conception ne sont pas satisfaites.
5. Éliminer les individus dont la pénalité est telle que l'adaptabilité est négative ou nulle.
6. Répéter les étapes 3 à 5, Jusqu'à ce que la taille de la nouvelle population soit égale à la taille de la population initiale.
7. Revenir à l'étape 2, jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit satisfait.

Le critère d'arrêt est une caractéristique essentielle des algorithmes génétiques qui peut en effet conduire à des évaluations inutiles de la fonction d'adaptation s'il est de moindre performance, les critères proposés dans la littérature sont le nombre maximal de générations (itération), le temps écoulé et le meilleur individu de la dernière génération atteint un seuil critique (meilleur). La précision du modèle de gestion optimisée basé sur l'algorithme génétique a été examinée minutieusement en fonction de l'aridité de la région et des spécificités géohydrologiques. Le modèle mis au point serait opéré à partir des données historiques, simulées et prévues.

VI.1 Gestion optimisée par les données historiques.

Les algorithmes génétiques (AG), basés sur des mécanismes probabilistes et aléatoires, sont capables de trouver un minimum global d'une fonction, même dans les cas les plus complexes, bien que cela puisse exiger un temps de calcul considérable. Ces algorithmes évolutionnaires se sont révélés performants pour l'optimisation sous contraintes, en particulier dans la gestion des ressources hydriques.

Dans les cas des barrages de Cheffia, de Ghrib et de SMBA, l'objectif principal est de développer un modèle de gestion optimisée visant à réduire la vulnérabilité de ces systèmes hydriques au déficit observé dans la satisfaction des besoins en eau. La gestion optimisée à l'aide d'algorithmes génétiques repose sur la capacité de ces derniers à optimiser la répartition des ressources disponibles de manière efficace et fiable.

Le modèle de gestion optimisée des barrages, basé sur les AG (Figure VI-2), s'appuie sur les données historiques des volumes d'allocation en eau. Le processus commence par le choix de la solution initiale des volumes de lâchers selon cinq options :

- Le minimum
- Le maximum
- La moyenne
- Une valeur aléatoire comprise entre le maximum et le minimum
- Un maximum majoré

Ensuite, le modèle détermine le nombre de générations, la taille de la population, ainsi que le pourcentage de sélection des parents et des individus mutants.

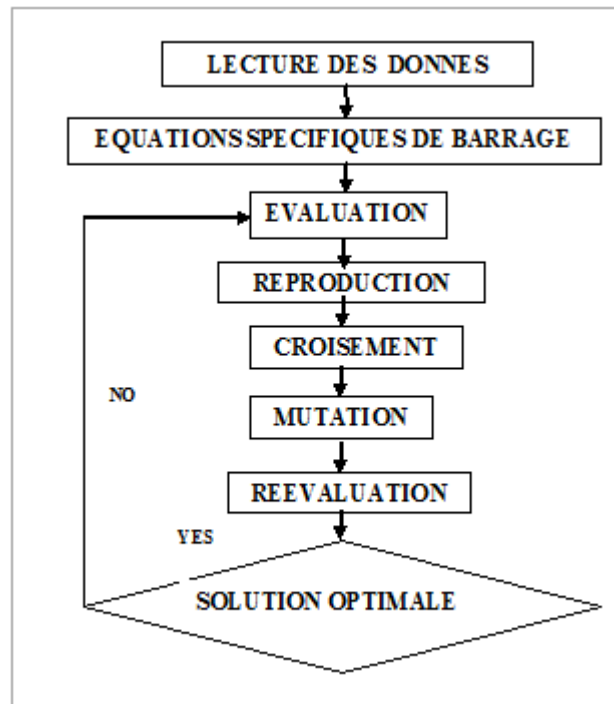


Figure VI- 2: Modèle de gestion optimisée de barrage basé sur l’algorithme génétique

Les algorithmes génétiques permettent à une population de solutions d'évoluer progressivement vers une solution optimale grâce à un mécanisme de sélection des individus potentiels.

Dans le cas de la gestion des barrages à partir des données historiques, chaque individu représente une allocation de lâchers en eau potable, industrielle ou agricole. Ces individus sont ensuite sélectionnés et modifiés pour s'approcher des solutions optimales, contribuant ainsi à une meilleure gestion des ressources hydriques.

En appliquant cette méthode aux barrages étudiés, le modèle de gestion optimisée permet de mieux répondre aux besoins en eau tout en réduisant la vulnérabilité des systèmes hydriques au déficit observé.

En maintenant la taille de la population constante à 500 individus, ces différentes options sont testées pour évaluer leur capacité à satisfaire la demande en eau. Le processus d'optimisation se poursuit jusqu'à ce que l'optimum soit atteint.

Dans la phase de sélection, seulement 80 % des individus sont retenus comme parents potentiels. Pour le croisement, trois méthodes sont testées : à un point, à deux points, et avec un masque. Le croisement avec masque s'avère le plus efficace en raison des résultats pertinents obtenus. Le taux de croisement varie entre 0,7 et 0,99.

Concernant la mutation, des tests avec un taux supérieur à 0,1 ont donné de meilleurs résultats en matière de satisfaction des besoins en eau. En général, la littérature préconise un taux de mutation compris entre 0,01 et 0,1, mais un taux plus élevé semble plus adapté dans ce cas.

L'objectif principal de l'optimisation de la gestion des barrages est de déterminer les volumes d'eau alloués qui répondent aux besoins en eau de manière adéquate, tout en préservant le fonctionnement optimal du système hydrique. Il s'agit de maximiser les lâchers et de minimiser l'écart entre ceux-ci et la demande en eau, tout en veillant à ce que le stockage de l'eau à la fin de chaque mois ne tombe pas en dessous du volume mort, ni n'excède la capacité maximale de stockage du barrage.

La fonction objective pour l'optimisation de la gestion des barrages est formulée pour maximiser la satisfaction de la demande en eau tout en minimisant les écarts entre les volumes alloués et la demande.

Cette fonction est exprimée par la somme des écarts entre les lâchers L_{ij} et les demandes en eau D_i , pour chaque mois i et chaque génération j de la population.

La formulation de la fonction objective est donnée par :

La fonction objective est donnée par :

$$\text{minimize } (f(i, j)) = \sum_{j=1}^T \left(\frac{L_{ij} - D_i}{D_i} \right)^2 \quad \text{VI-4}$$

Où :

- i : Indice du mois.
- $j=1, \dots, T$: Taille de la population, où $T=50$ sur 200 générations.
- L_{ij} : Lâcher d'eau au mois i pour répondre à la demande en eau D_i .

Le stockage à chaque période est exprimé par l'équation de continuité du bilan d'exploitation du barrage, définie comme :

suit :

$$S_i = S_{i-1} + A_i - E_i - L_i - F_i - VF_i \quad \text{VI-5}$$

Où :

S_i : est le stockage à la fin du mois i,

A_i et E_i : Les apports en eau et l'évaporation Durant le mois i,

F_i : Les fuites Durant le mois i,

L_i : Lachers durant le mois i,

VF_i :La vidange de fonds durant le mois i.

Les contraintes sur le système hydrique incluent des limites inférieures et supérieures pour les lâchers, le stockage et la vidange de fond, définies comme :

$$\begin{aligned} L_{\min} &\leq L_i \leq L_{\max} \\ S_{\min} &\leq S_i \leq S_{\max} \\ F_i &\geq 0, \quad VF_i \geq 0 \end{aligned} \quad \text{VI-6}$$

Où :

- S_{\min} correspond au stockage minimal (volume mort),
- S_{\max} est la capacité maximale du barrage.

L'algorithme génétique (AG) initialise aléatoirement une population de 50 individus, chaque individu étant soumis aux contraintes du modèle. Le taux de sélection des parents est fixé à 80 %, et un taux de mutation de 5 % est appliqué.

La **fonction fitness** est définie comme :

$$F(j) = f(i, j) + 0.5 * 1000^{2 * \sum_{j=1}^T G(i, j)} \quad \text{VI-7}$$

Une fonction de pénalité h est ajoutée pour imposer des pénalités lorsque les contraintes de stockage ne sont pas respectées :

$$h(i, j) = 0.5 * 1000^{2 * \sum_{j=1}^T G(i, j)} \quad \text{VI-8}$$

Cette fonction garantit que les solutions respectent les limites de stockage. Si les contraintes ne sont pas satisfaites, une pénalité est appliquée pour rendre la solution moins favorable. Ainsi, la fonction objective devient :

$$f(i, j) = \sum_{j=1}^T \left(\frac{L_{ij} - D_i}{D_i} \right)^2 + \sum_{i=1}^T K_i \times [h_i]^2 \quad \text{VI- 9}$$

Où K_i est un paramètre spécifique supérieur à zéro.

Pour évaluer l'efficacité de l'optimisation, plusieurs indicateurs de performance sont utilisés :

1. **Taux de fiabilité (TF)** : Il exprime la probabilité que le système réponde aux objectifs sans échec. Il est calculé comme :

$$\text{Prob}[L_i \geq D_i] \geq \text{TF} \quad (i=1, \dots, n) \quad \text{VI-10}$$

2. **Taux de vulnérabilité (TV)** : Il représente le pourcentage du déficit en eau relatif à la demande totale pendant la période de planification, donné par :

$$\text{TV} = \frac{\sum_{i=1}^T (D_i - L_i)}{\sum_{i=1}^T D_i} \quad \text{Quand } L_i < D_i \quad \text{VI-11}$$

3. **Taux de gain ou de perte en stockage (TG/TP)** : Cet indicateur compare le stockage après optimisation par rapport aux données historiques et simulées, en exprimant si le système gagne ou perd du volume en eau après optimisation.

Ces indicateurs permettent d'évaluer la performance des barrages de Cheffia, Ghrib, et SMBA avant et après optimisation, en termes de fiabilité, vulnérabilité, et efficacité de stockage.

VI.1.1 Cas du barrage de Cheffia.

L'analyse du bilan d'exploitation du barrage de Cheffia sur une période de quarante ans (1979-2019) révèle des insuffisances importantes. Ces insuffisances sont illustrées par un **taux de fiabilité (TF)** moyen mensuel interannuel de 49 % et un **taux de vulnérabilité (TV)** de 51 %, indiquant que le système échoue souvent à répondre adéquatement à la demande en eau. Six mois (septembre, décembre, mars, juin, juillet et août) affichent un TF inférieur à la moyenne, soulignant des périodes critiques de pénurie d'eau.

Le **taux de remplissage du barrage (TRB)**, qui indique la capacité moyenne de stockage du barrage, est de 45 % sur cette période, un signe supplémentaire des difficultés rencontrées dans la gestion actuelle du barrage.

▪ Optimisation de la Gestion du Barrage de Cheffia

La gestion optimisée du barrage, basée sur les données historiques, a permis d'améliorer significativement les performances du système. Le modèle d'**algorithme génétique (AG)**, illustré par la **figure VI-3**, montre une convergence rapide vers la solution optimale avec peu d'itérations, ce qui reflète la robustesse du modèle développé.

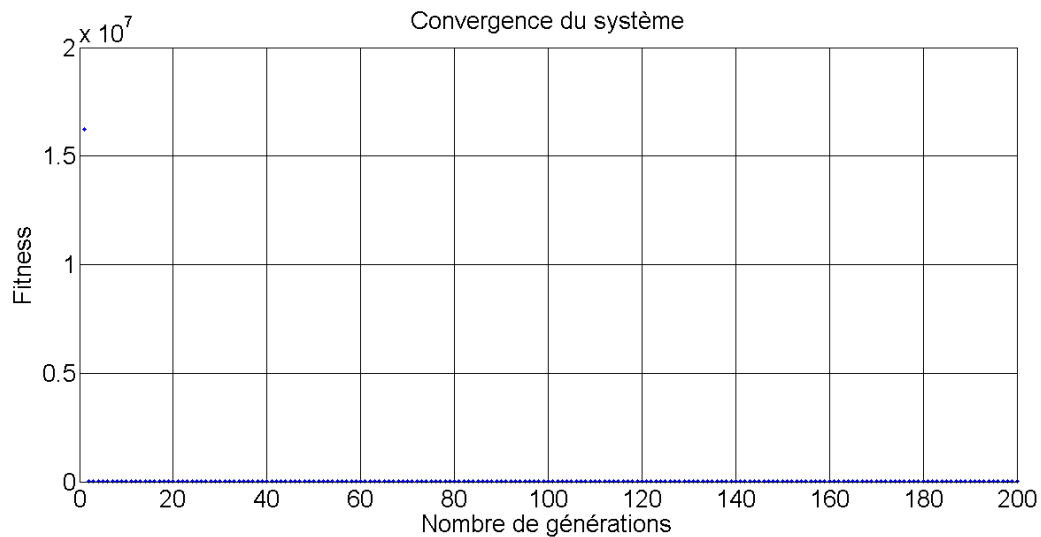


Figure VI- 3: Convergence du modèle AG de gestion optimisée de Cheffia.

Les résultats optimisés, résumés dans le **tableau VI-2**, montrent une amélioration notable du **TF**, passant de 49% à 60 % en moyenne mensuelle interannuelle, avec un **TRB** de 64 % contre un historique de 45%, ce qui reflète une augmentation de la fiabilité du système hydrique. Seul le mois de mai enregistre un TF inférieur à la moyenne (48 %), mais dans l'ensemble, l'optimisation réduit le **taux de vulnérabilité (TV)** à 40 %, une amélioration significative.

Tableau VI- 1: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de Cheffia en avenir certain.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TV,%	39	44	39	49	34	35	28	32	52	46	47	31
TF,%	61	56	61	51	66	65	72	68	48	54	53	69
TG / TP, %	34	28	42	16	110	-3	44	-3	45	-19	-4	19

▪ Analyse des Données Optimisées

La **figure VI-4** montre une parfaite adéquation entre le taux de fiabilité et le taux de remplissage du barrage après optimisation.

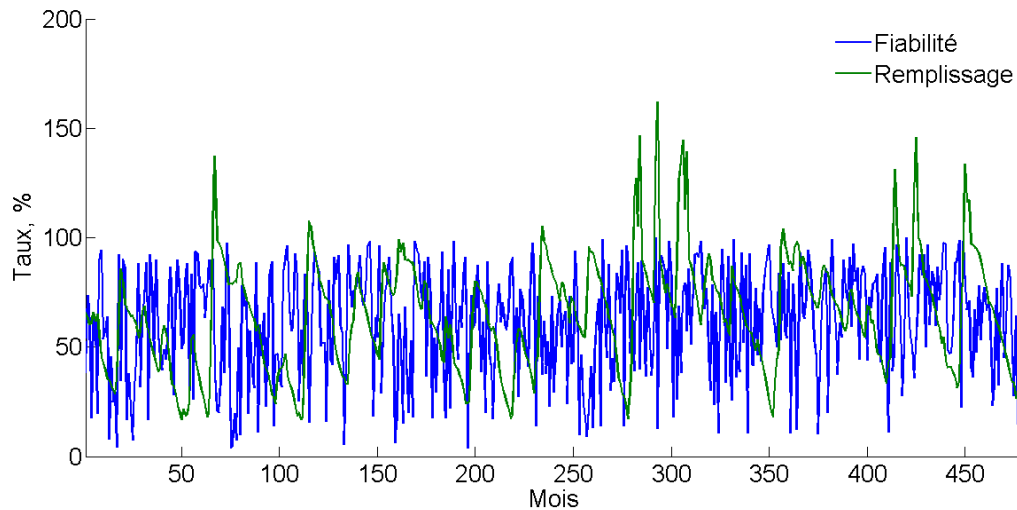


Figure VI- 4: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de Cheffia.

En comparant les allocations optimisées avec la demande en eau, les résultats montrent que les allocations optimisées sont en adéquation avec la demande, contrairement aux allocations historiques (Figure VI-5).

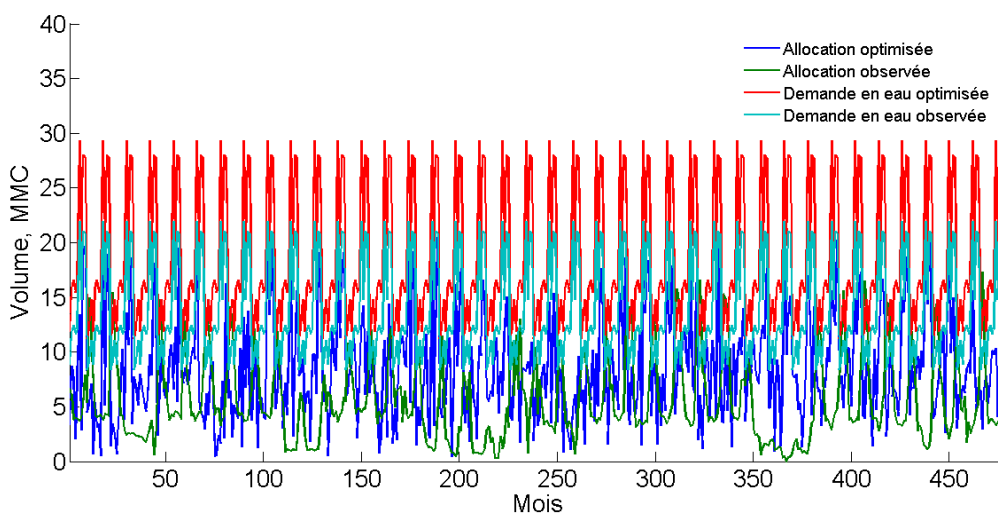


Figure VI- 5: Comparaison de l'allocation et de la demande en eau de Cheffia.

Cette optimisation n'a pas d'impact significatif sur les apports en eau, comme le montre la **figure VI-6**, ce qui confirme la robustesse du modèle.

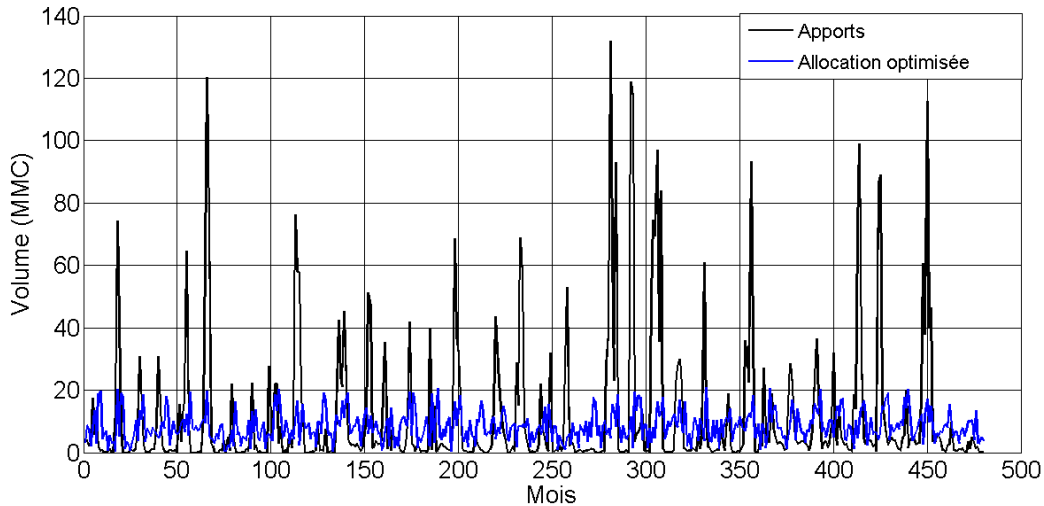


Figure VI- 6: Apports en eau comparés à l'allocation optimisée de Cheffia.

Le stockage optimisé, comparé aux données historiques, se situe entre les limites de stockage maximal et minimal du barrage (figure VI-7). Le modèle permet également un **gain moyen mensuel interannuel** de 26 % en termes de stockage par rapport aux données historiques, validant ainsi la performance de l'approche d'optimisation basée sur les algorithmes génétiques.

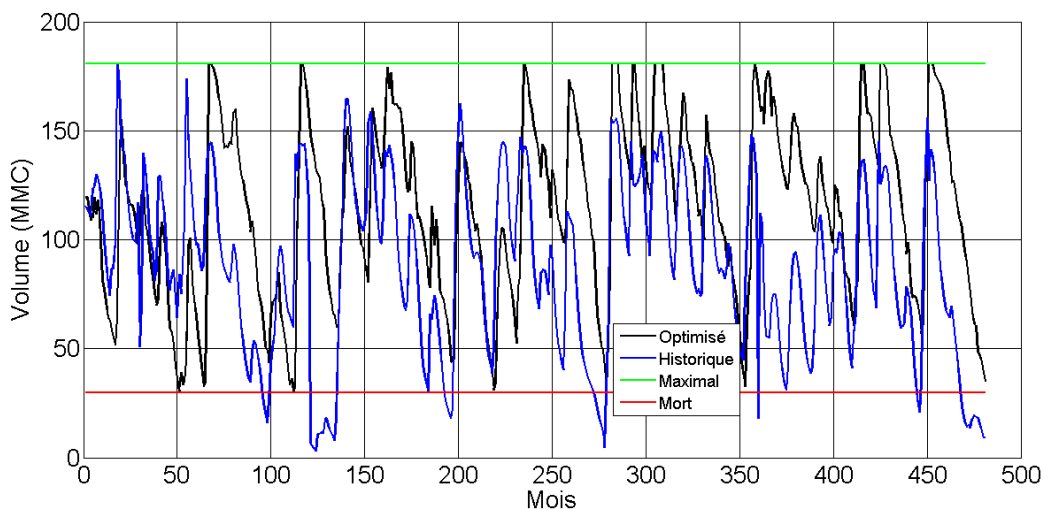


Figure VI- 7: Stockage optimisé vs historique de Cheffia.

▪

VI.1.2 Cas du barrage de Ghrib.

Avant l'optimisation, la gestion actuelle du barrage de Ghrib présente des performances insatisfaisantes avec un **taux de fiabilité (TF)** de 47 % et un **taux de vulnérabilité (TV)** de 53 % en moyenne mensuelle interannuelle, indiquant des difficultés à répondre adéquatement à la demande en eau. Le **taux de remplissage du barrage (TRB)** est également faible, à 45 % en moyenne mensuelle interannuelle. Pendant les périodes de sécheresse (mai 2002 - janvier 2003 et juin 2005 - octobre 2008), le TRB était particulièrement bas, oscillant entre 22 % et 32 %. Ces données soulignent la nécessité d'améliorer la gestion actuelle, comme le montre le **tableau VI-3** des indicateurs de performance.

Tableau VI- 2: Indicateurs de performance de la gestion historique de Ghrib.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TV,%	49.38	57.86	61.43	62.18	57.83	51.47	48.26	48.08	52.72	46.75	47.88	46.30
TF,%	50.62	42.14	38.57	37.82	42.17	48.53	51.74	51.92	47.28	53.25	52.12	53.70

▪ **Optimisation de la Gestion du Barrage de Ghrib**

L'optimisation de la gestion historique du barrage de Ghrib a produit des résultats remarquables. Le TF a augmenté de manière significative à 78 %, tandis que le TV a été réduit de moitié, passant de 47 % à 23 %. De plus, le **taux de gain en stockage** après optimisation a atteint 13 % par rapport à la gestion historique, avec un TRB de 49,5 % contre 45 % dans l'exploitation passée. Ces améliorations sont résumées dans le tableau VI-4 et illustrées par la figure VI-8, qui montre une concordance entre le TF et le TRB optimisés.

Tableau VI- 3: Indicateurs de performance de la gestion optimisée du barrage de Ghrib.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TF%	77	78	83	80	79	81	80	77	77	75	75	79
TV,%	23	22	17	20	21	19	20	23	23	25	25	21
TG / TP, %	-7	-31	-18	3	61	18	-1	24	49	31	19	10

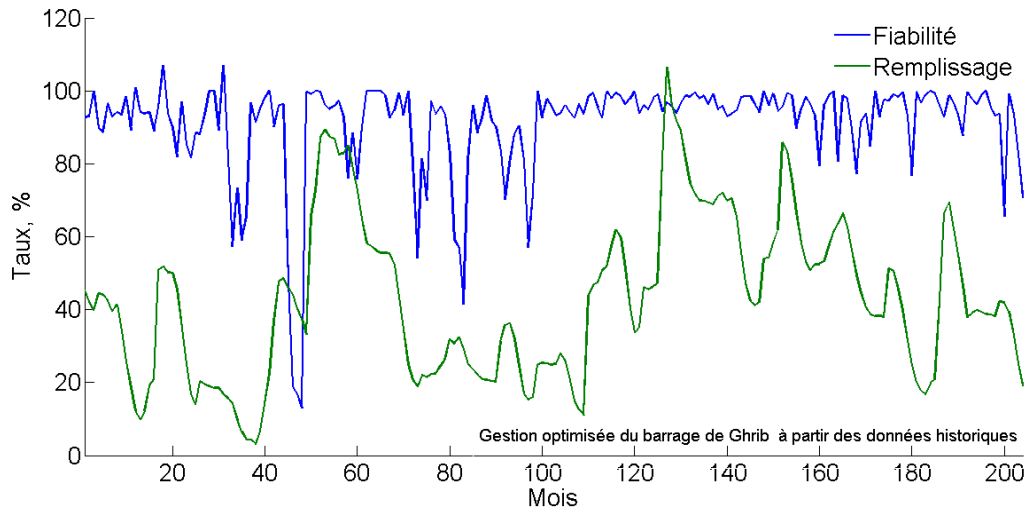


Figure VI- 8: Taux de fiabilité et de remplissage du barrage de Ghrib.

■ Analyse des Données Optimisées

La comparaison entre l'allocation d'eau optimisée et la demande montre une adéquation parfaite, contrairement à la gestion historique où les volumes alloués étaient souvent surexploités (figure VI-9).

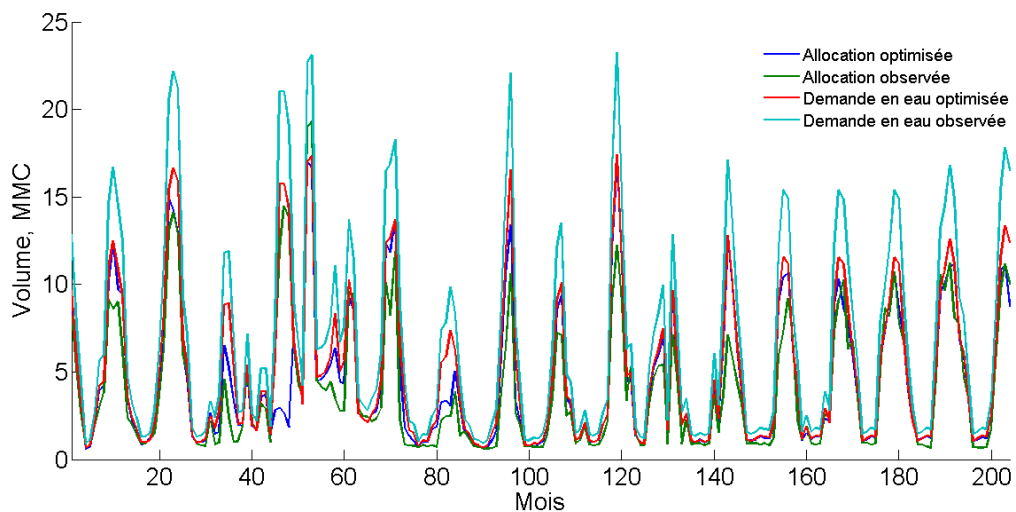


Figure VI- 9: Comparaison de l'allocation et de la demande optimisée et historique de Ghrib.

De plus, les apports en eau et l'allocation optimisée montrent que cette dernière influe légèrement sur le stockage (figure VI-10).

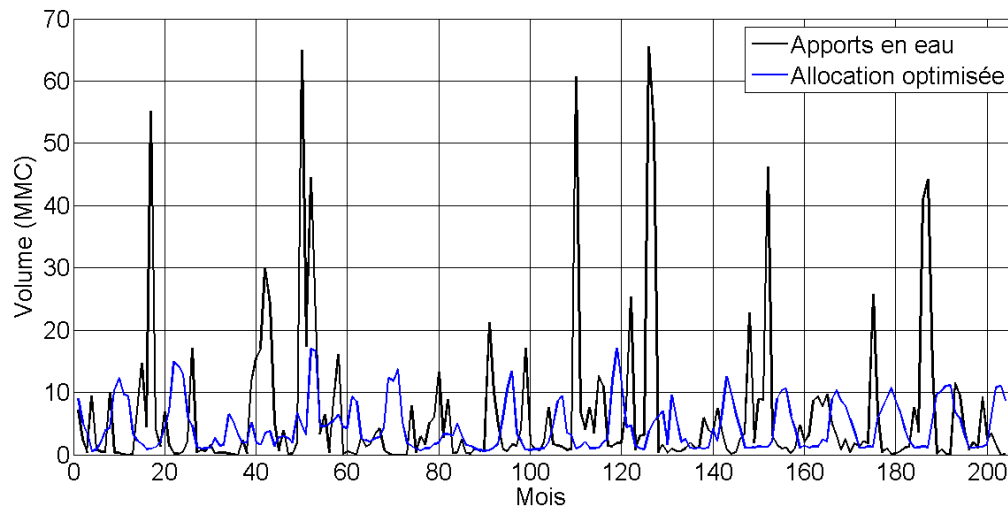


Figure VI- 10: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de Ghrib

La **figure VI-11** montre que le stockage optimisé dévie moins des volumes minimaux par rapport au stockage historique, confirmant la stabilité accrue du système après optimisation.

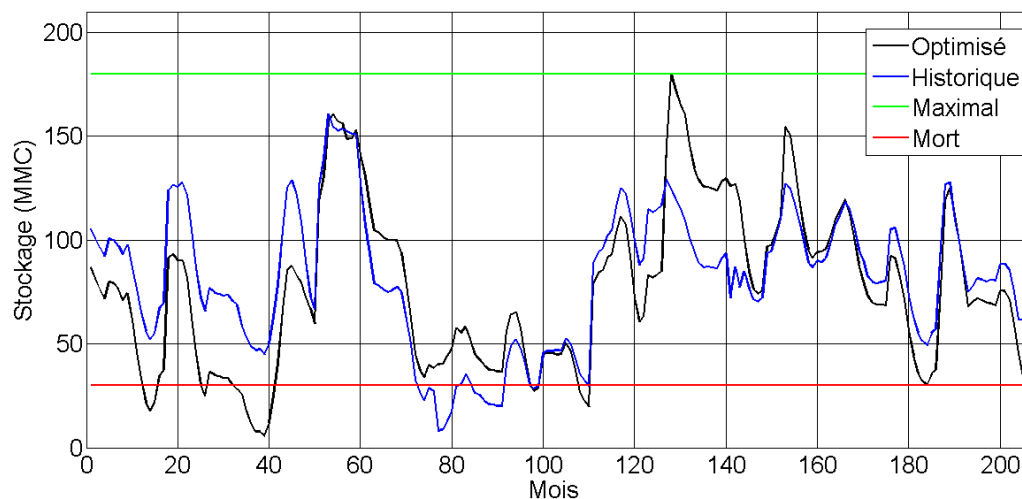


Figure VI- 11: Stockage optimisé du barrage de Ghrib par rapport à l'historique.

Finalement, la **figure VI-12** illustre la convergence rapide vers la solution optimale, avec moins d'itérations nécessaires, démontrant l'efficacité de l'approche d'optimisation par algorithmes génétiques.

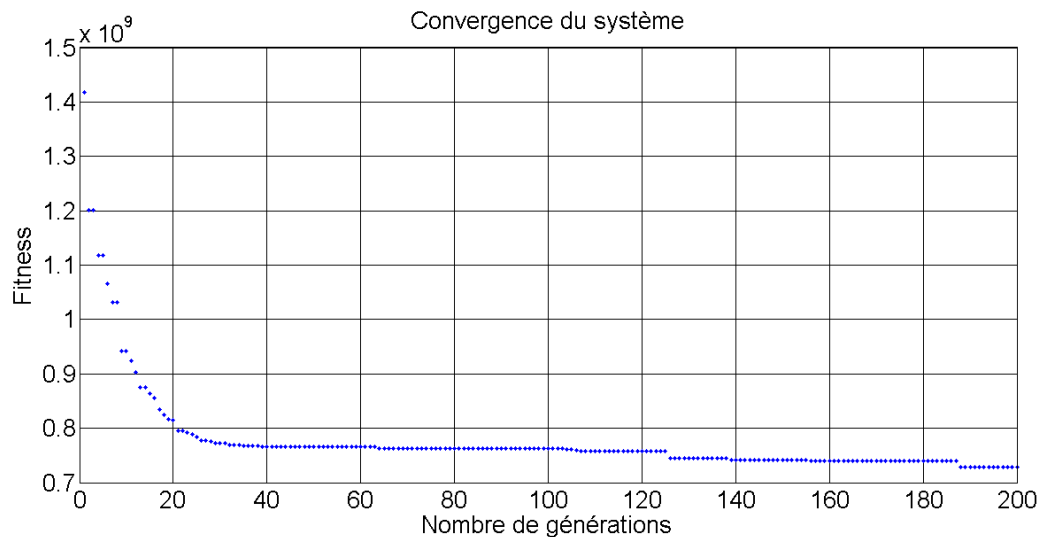


Figure VI- 12: Convergence du système de Ghrib..

Ces résultats montrent clairement l'impact positif de l'optimisation sur la gestion du barrage de Ghrib, avec des performances accrues dans la satisfaction de la demande en eau et une meilleure gestion des ressources disponibles.

VI.1.3 Cas du barrage de SMBA

L'analyse de l'exploitation historique du barrage de SMBA sur une période de quarante-quatre ans (1978-2022) met en évidence des performances insatisfaisantes avec un **taux de fiabilité (TF)** de 41 % en moyenne mensuelle interannuelle. Sept mois, notamment septembre, octobre, novembre, février, avril, juillet et août, présentent un **taux de vulnérabilité (TV)** supérieur à 50 %, indiquant des difficultés notables dans la gestion des ressources en eau, comme le montre le **tableau VI-5**.

Tableau VI- 4: Indicateurs de performance de l'exploitation historique de SMBA.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TV,%	64	95	96	24	19	82	34	69	34	36	95	57
TF,%	36	5	4	76	81	18	66	31	66	64	5	43

▪ Optimisation de la Gestion du Barrage de SMBA

L'optimisation de la gestion courante du barrage de SMBA, dans un scénario d'avenir certain, a produit des résultats significatifs. La **figure VI-13**, représentant la fonction « fitness » en relation avec le nombre des générations, montre une convergence rapide du modèle vers une solution optimale. Cette convergence est atteinte avec un nombre réduit d'itérations, ce qui souligne l'efficacité du modèle optimisé.

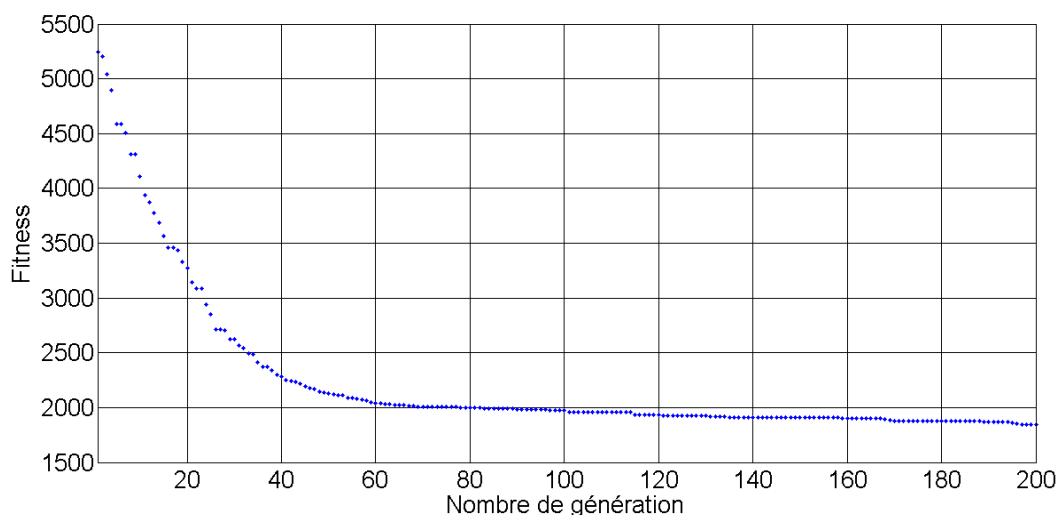


Figure VI- 13: Convergence du système SMBA.

Cette optimisation a permis d'atteindre des résultats significatifs. En moyenne mensuelle interannuelle, le TF a augmenté à **71 %**, tandis que le TV a été réduit de moitié, à **30 %**, améliorant ainsi la gestion de l'eau sur tous les mois. Le **taux de remplissage du barrage (TRB)** optimisé a également progressé, atteignant **82 %**, contre seulement **48 %** dans la gestion historique. Ces résultats sont récapitulés dans le **tableau VI-6** et illustrés par la **figure VI-14**, qui montre une adéquation entre le TF et le TRB optimisés.

Tableau VI- 5: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de SMBA en avenir certain.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TV,%	31	27	29	31	30	31	35	38	29	27	26	25
TF,%	69	73	71	69	70	69	65	72	71	73	74	75
TG / TP, %	77	141	120	88	10	-29	83	132	65	33%	68	69

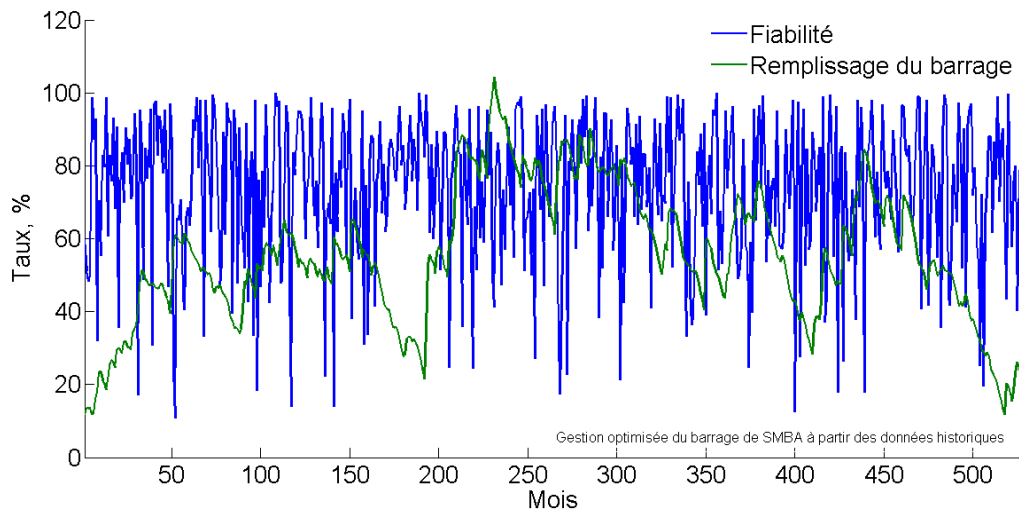


Figure VI- 14: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de SMBA.

▪ **Comparaison entre l'Allocation et la Demande en Eau**

La **figure VI-15** montre que l'allocation d'eau optimisée est parfaitement alignée avec la demande optimisée, à l'inverse de la gestion historique où des volumes alloués surexploités sont observés. Cette répartition plus rationnelle des volumes alloués permet une meilleure gestion des ressources.

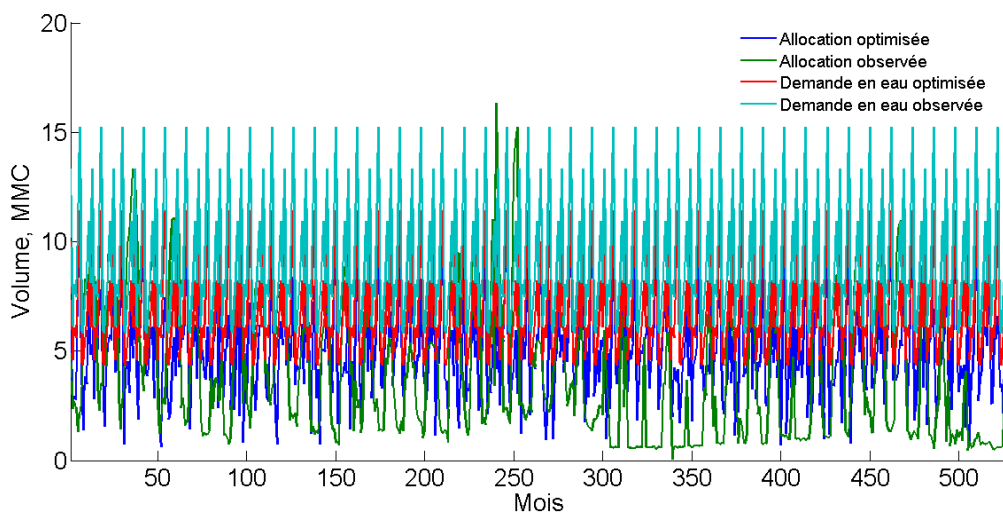


Figure VI- 15: Allocation et demande optimisées comparées à l'historique de SMBA.

De plus, une majoration de l'allocation n'affecte pas la fonction de pénalité et influe légèrement sur les apports en eau, comme le montre la **figure VI-16**.

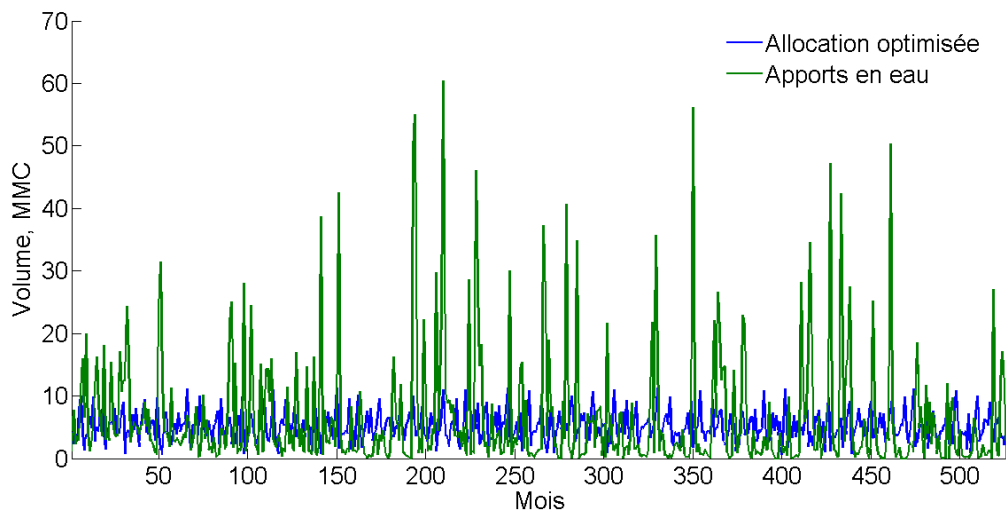


Figure VI- 16: Comparaison entre l'allocation optimisée et les apports en eau (SMBA).

▪ Stockage Optimisé

En termes de stockage, le barrage de SMBA a bénéficié d'une optimisation efficace. Le stockage optimisé se situe entre la capacité maximale et minimale, comme le montre la **figure VI-17**.

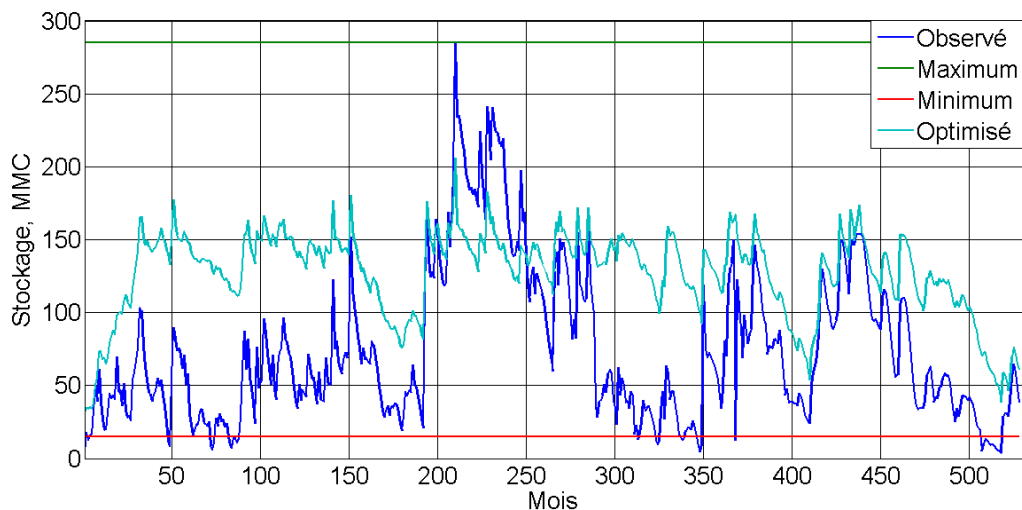


Figure VI- 17: Comparaison entre l'allocation optimisée et les apports en eau (SMBA).

En moyenne mensuelle interannuelle, le stockage optimisé a permis d'obtenir un **taux de gain** important de **71 %**, comparé à la gestion historique qui affichait une moyenne de 74 millions de mètres cubes (MMC). Cela est illustré par la **figure VI-18**. Toutefois, un taux de perte mensuel de **29 %** est noté pour le mois de février, indiquant une zone d'amélioration pour ce mois spécifique.

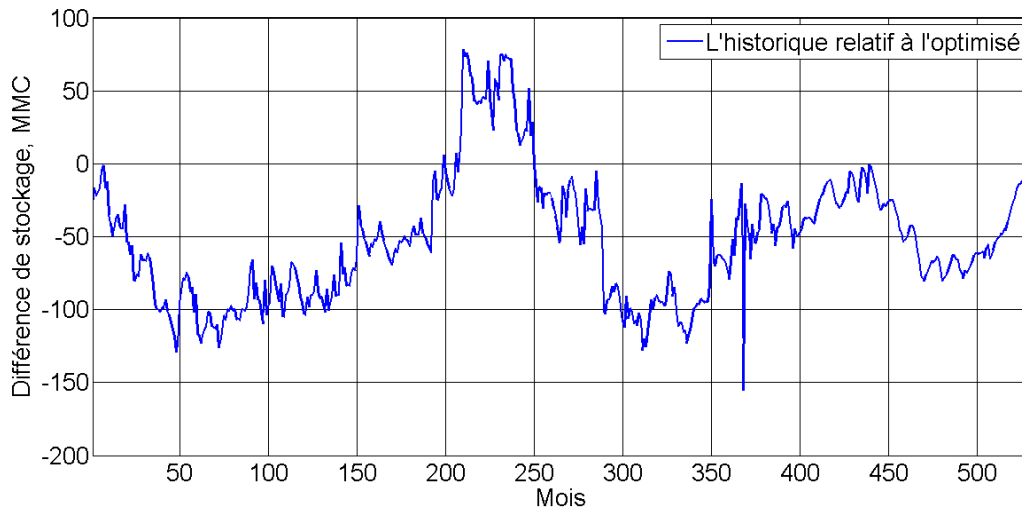


Figure VI- 18: Gain et perte en stockage de SMBA.

En conclusion, l'optimisation du barrage de SMBA a permis une meilleure gestion des ressources en eau, améliorant à la fois la fiabilité, le stockage, et l'allocation des volumes d'eau, tout en réduisant la vulnérabilité du système.

La robustesse de l'algorithme permet de minimiser les erreurs tout en atteignant une performance maximale, confirmant la qualité des données et la pertinence des paramètres utilisés pour l'optimisation du système hydrique de SMBA.

Ce résultat démontre que l'approche basée sur les algorithmes génétiques (AG) permet de trouver rapidement une solution satisfaisante, améliorant considérablement la gestion du barrage en réduisant la vulnérabilité et en augmentant la fiabilité des apports en eau.

VI.2 Conclusion

La gestion optimisée des systèmes hydriques, basée sur les données historiques et les algorithmes génétiques, a démontré son efficacité en réduisant la vulnérabilité des barrages au déficit hydrique. L'optimisation a permis d'améliorer la fiabilité des barrages tout en tenant compte des impacts climatiques et des conditions environnementales spécifiques à chaque site.

- **Barrage de Cheffia** : Grâce à la gestion optimisée, le taux de fiabilité mensuel moyen du barrage de Cheffia est passé de 49% à 60%. Ce résultat a été obtenu malgré l'impact du changement climatique dans la région d'El Tarf, qui a vu ses conditions climatiques passer de subhumides à semi-arides. L'irrégularité spatio-temporelle des précipitations et l'érosion hydrique, exacerbées par le manque de boisement du bassin versant, ont conduit à l'envasement progressif de la retenue. Toutefois, l'optimisation a permis de compenser partiellement ces contraintes.(Mezenner et al, 2023).
- **Barrage de Ghrib** : Ce barrage, mis en service dans les années 1990 et arrêté en 2016 pour des travaux de rehaussement, a connu une gestion optimisée qui a permis d'améliorer la fiabilité mensuelle moyenne de 47% à 77%. Cette gestion a ainsi réduit de moitié le taux de vulnérabilité du système hydrique au déficit hydrique, le faisant passer de 47% à 23%, démontrant la pertinence des ajustements apportés pour son exploitation future.(Mezenner et al, 2023).
- **Barrage de SMBA** : Avec une capacité réduite de 285 à 153,7 millions de mètres cubes en raison de l'envasement, le barrage de SMBA a vu son taux de remplissage mensuel moyen augmenter de 48% à 82% grâce à une gestion optimisée sur une période de 44 ans (de 1978 à 2022). Le taux de vulnérabilité au déficit hydrique a été réduit de 59% à 30%, et le stockage moyen mensuel a augmenté de 71%, atteignant une moyenne de 74 MMC.

En conclusion, l'utilisation des algorithmes génétiques pour la gestion des systèmes hydriques s'est révélée efficace pour améliorer la fiabilité et réduire la vulnérabilité au déficit hydrique dans des contextes marqués par des contraintes climatiques et environnementales.

VI.3 Gestion optimisée par les données simulées.

VI.3.1 Cas du barrage de Cheffia.

La gestion optimisée du barrage de Cheffia, basée sur des apports en eau simulés sur une période de cinquante ans (1979-2029), a montré des résultats très encourageants. La convergence rapide de la fonction fitness vers l'optimum, avec moins d'itérations (**figure VI-19**), indique une amélioration notable de la performance du système.

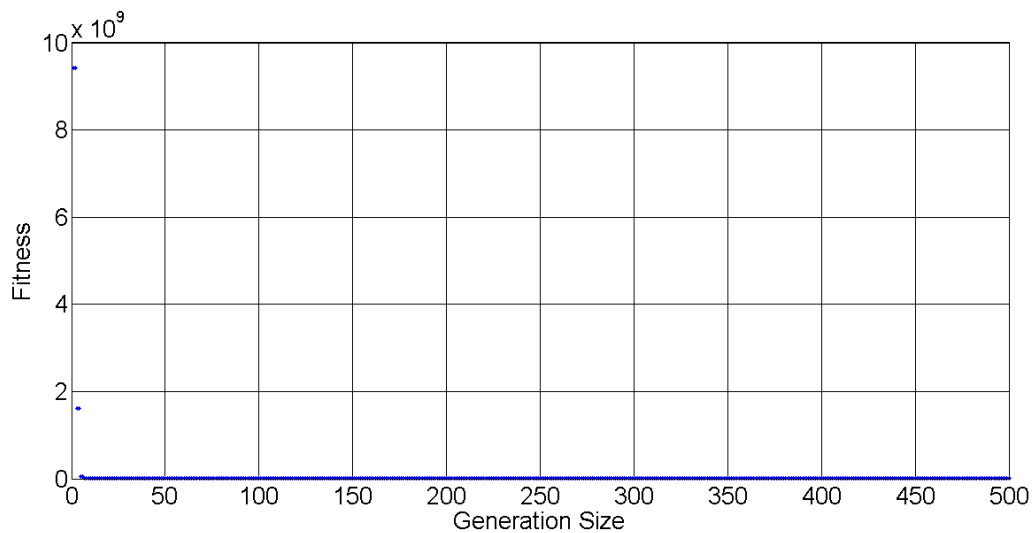


Figure VI- 19: Convergence de la fonction fitness (Cheffia).:

Sur la base d'une moyenne mensuelle interannuelle, plusieurs indicateurs clés de performance ont été améliorés :

- Le **taux de fiabilité (TF)** a atteint **72%**, comparé à un TF historique de **49%**.
- Le **taux de vulnérabilité (TV)**, qui mesure le déficit hydrique, a été réduit de **23%**.
- Le **taux de remplissage (TRB)** est passé de **43%** à **76%**, en adéquation parfaite avec le TF, comme illustré par la **figure VI-20**.

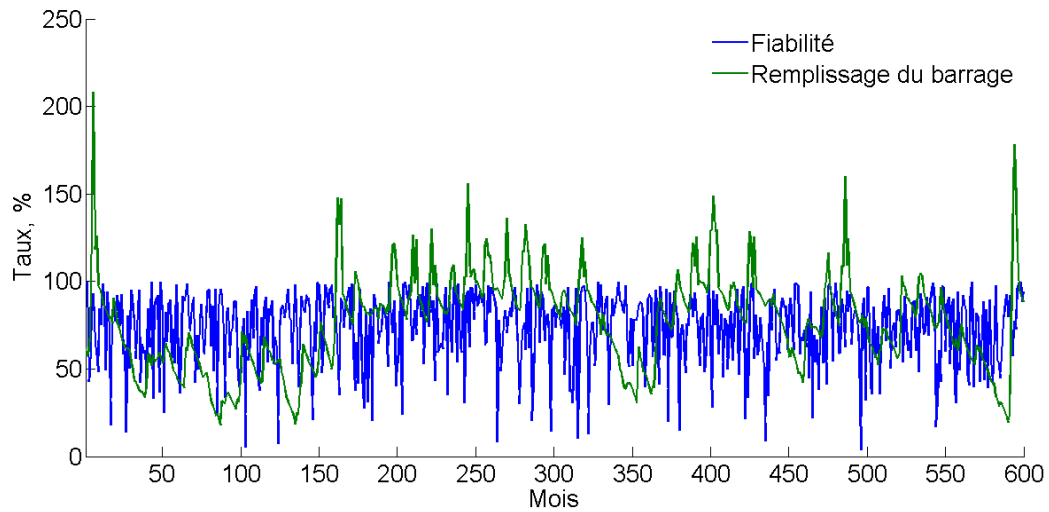


Figure VI- 20: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de Cheffia

L'optimisation de l'allocation des ressources en eau a permis de réaffecter les volumes surexploités pour réduire le déficit d'approvisionnement, comme démontré dans les **figures VI-21 et VI-22**, qui comparent les allocations et demandes en eau optimisées par rapport aux données historiques.

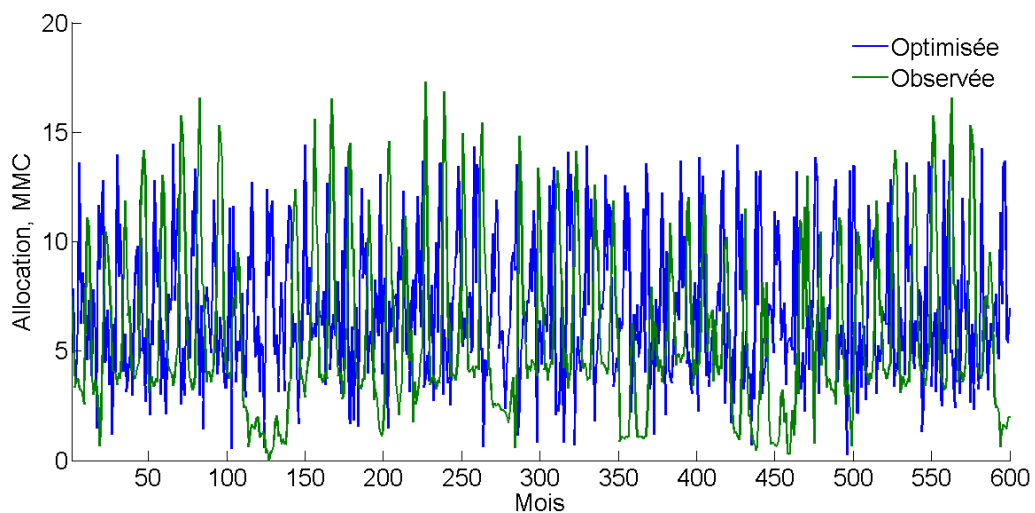


Figure VI- 21: Comparaison des allocations optimisée et observée de Cheffia

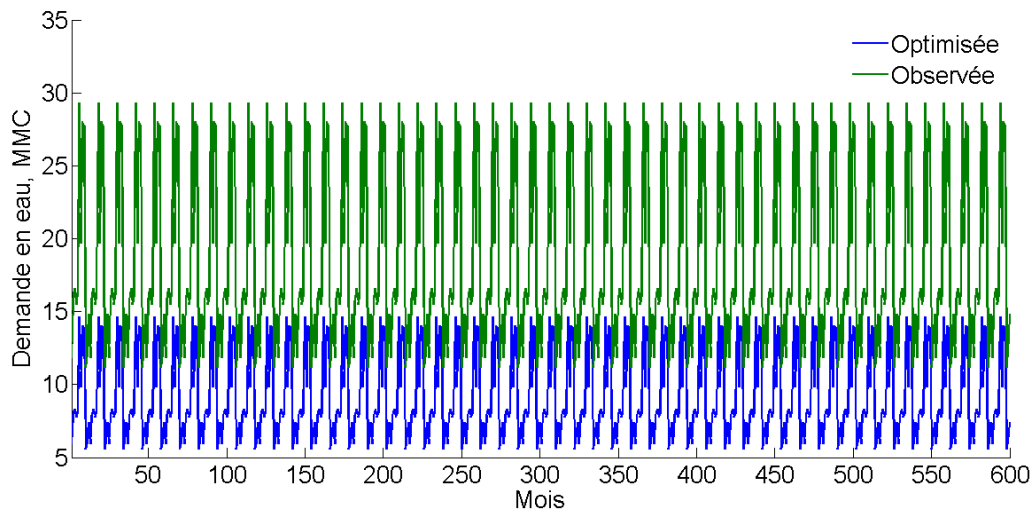


Figure VI- 22: Comparaison des demandes en eau optimisée et observée (Cheffia).

Bien que le **volume alloué optimisé** ait un impact limité sur le stockage, les apports en eau simulés ont permis d'améliorer globalement la gestion des ressources. La **figure VI-23** montre cette légère influence du volume alloué sur le stockage.

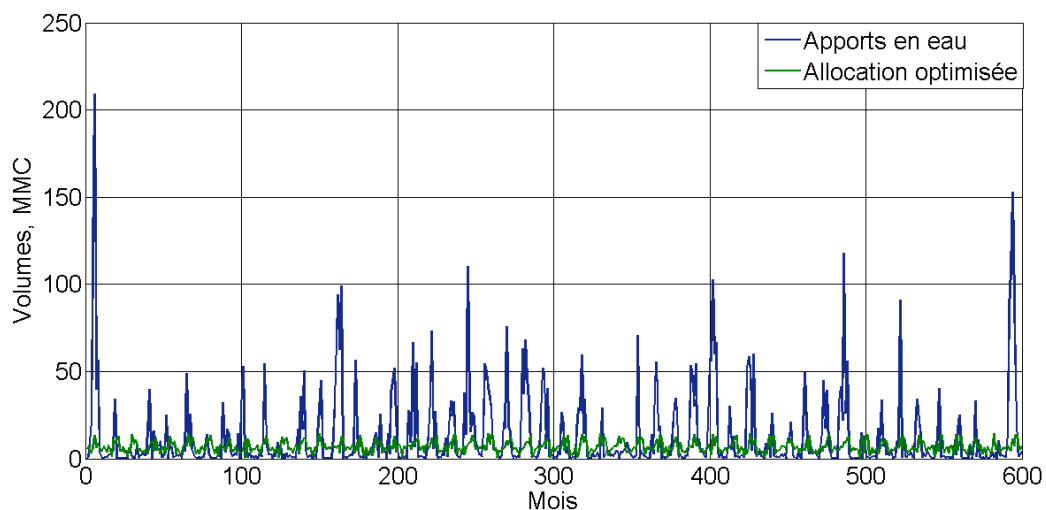


Figure VI- 23: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de Cheffia.

Selon le **tableau VI-7**, un taux de gain en stockage de **57%** a été observé par rapport à la gestion historique.

Tableau VI- 6: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de Cheffia en avenir incertain.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TV%	29	29	28	29	22	26	28	27	30	27	29	29
TF%	71	71	72	71	78	74	72	73	70	73	71	71
TG / TP, %	64	-16	35	88	108	85	88	19	83	37	41	46

La **figure VI-24** confirme une corrélation parfaite entre les valeurs de stockage optimisées et historiques, démontrant la fiabilité du modèle basé sur les algorithmes génétiques (AG). Le stockage optimisé se maintient dans des limites comprises entre les capacités maximales et minimales du barrage, garantissant ainsi une gestion plus efficace et durable du réservoir.

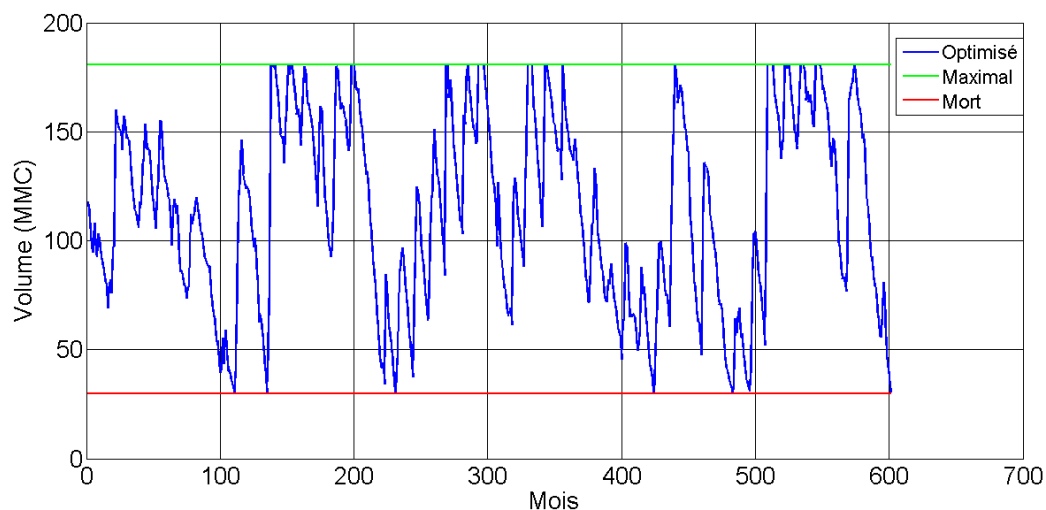


Figure VI- 24: Comparaison du stockage optimisé relatif à l'historique (Cheffia)..

Ces résultats confirment la pertinence et la robustesse de l'algorithme génétique appliqué pour l'optimisation de la gestion des barrages dans des conditions incertaines.

VI.3.2 Cas du barrage de Ghrib.

La gestion optimisée du barrage de Ghrib en avenir incertain, menée sur une période de soixante-dix ans (1999-2069), révèle des améliorations significatives dans la réduction du déficit en eau, comme le montrent les indicateurs de performance du **tableau VI-8**. Les principaux résultats sont les suivants :

Tableau VI- 7: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de Ghrib en avenir incertain.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TF,%	94	91	76	94	81	93	96	96	96	94	96	92
TV,%	6	9	24	7	19	7	4	4	4	6	4	8
TG / TP, %	-1	-50	-46	-83	-141	82	9	-46	-35	-35	13	57

- Le **taux de vulnérabilité (TV)** a considérablement diminué, passant de **47%** à **9%**, ce qui montre une nette réduction du déficit hydrique.
- Le **taux de fiabilité (TF)** a augmenté de **53%** à **92%**, indiquant que le barrage parvient désormais à satisfaire la demande en eau de manière beaucoup plus fiable.
- Le **taux de remplissage (TRB)**, cependant, reste inchangé à **43%** par rapport à l'historique. Cela est cohérent avec les scénarios de périodes sèches utilisés pour l'optimisation, comme illustré dans la **figure VI-25**.

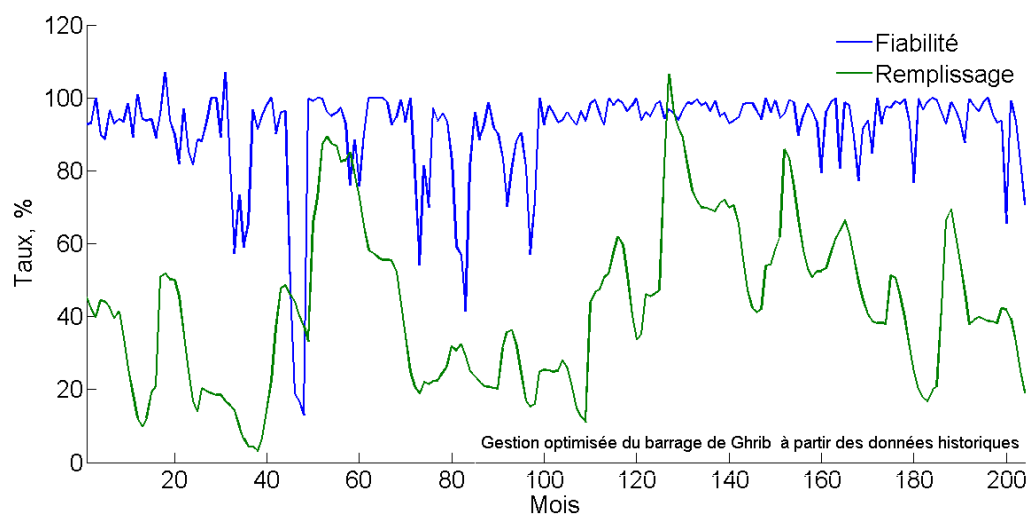


Figure VI- 25: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de Ghrib.

Ce maintien du TRB, malgré les améliorations du TF et du TV, s'explique par l'impact des périodes sèches simulées dans les scénarios d'avenir incertain. Cela montre que l'optimisation a bien pris en compte les contraintes liées à la disponibilité d'eau dans des conditions climatiques défavorables.

L'optimisation de l'allocation des ressources a eu peu d'influence sur les apports en eau, en raison de l'abondance de ces derniers, comme le montre la **figure VI-26**.

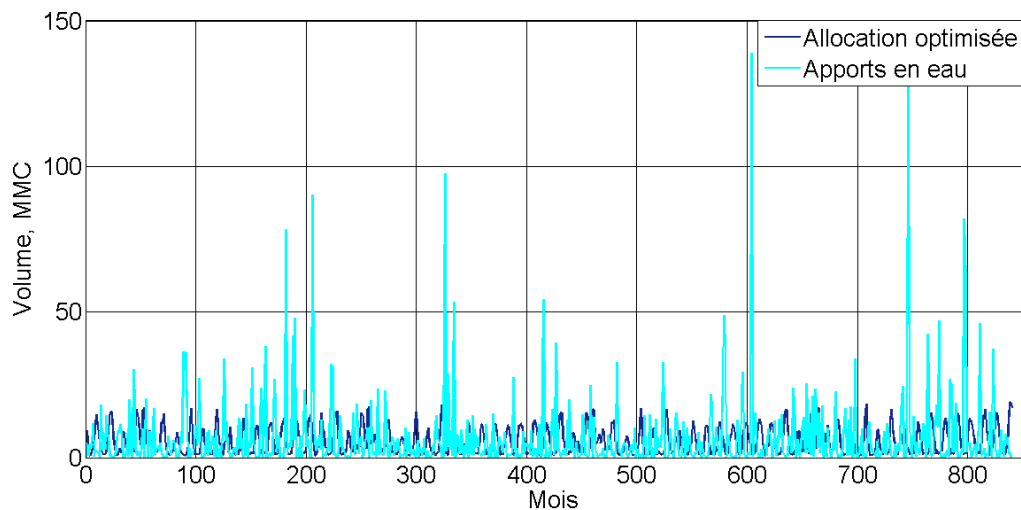


Figure VI- 26: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de Ghrib.

Toutefois, le **stockage optimisé** du barrage est inférieur aux valeurs historiques, ce qui est attendu. En effet, l'optimisation a été effectuée avec une demande en eau maximale qui dépasse de **20%** les valeurs historiques, ce qui entraîne un taux de perte de **23%** par rapport au stockage mensuel moyen historique du barrage de Ghrib. Cette perte est typique pour une région semi-aride, comme illustré dans la **figure VI-27**.

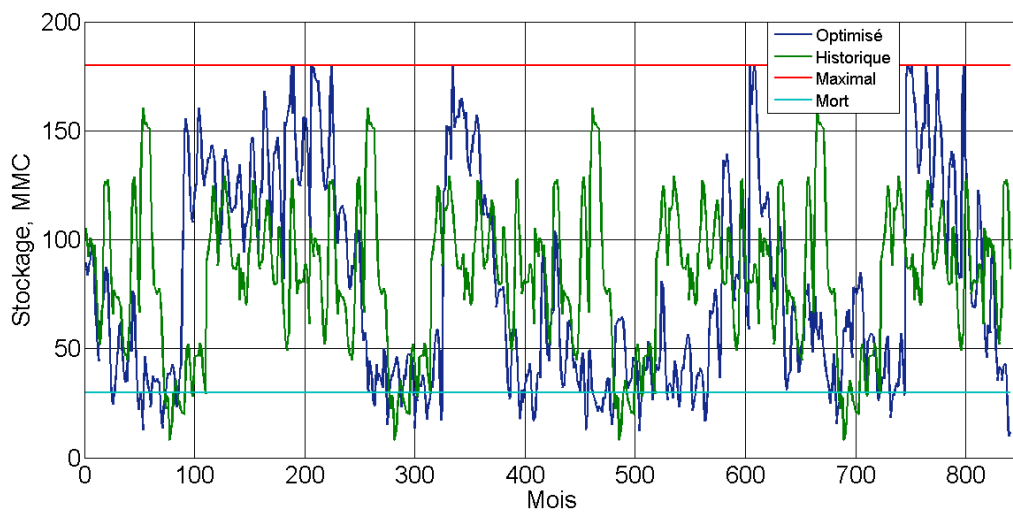


Figure VI- 27: Comparaison du stockage historique et optimisé de Ghrib.

La **figure VI-28** montre la convergence de la fonction fitness vers l'optimum, avec moins d'itérations, ce qui démontre la performance et l'efficacité du modèle optimisé pour la gestion du barrage de Ghrib.

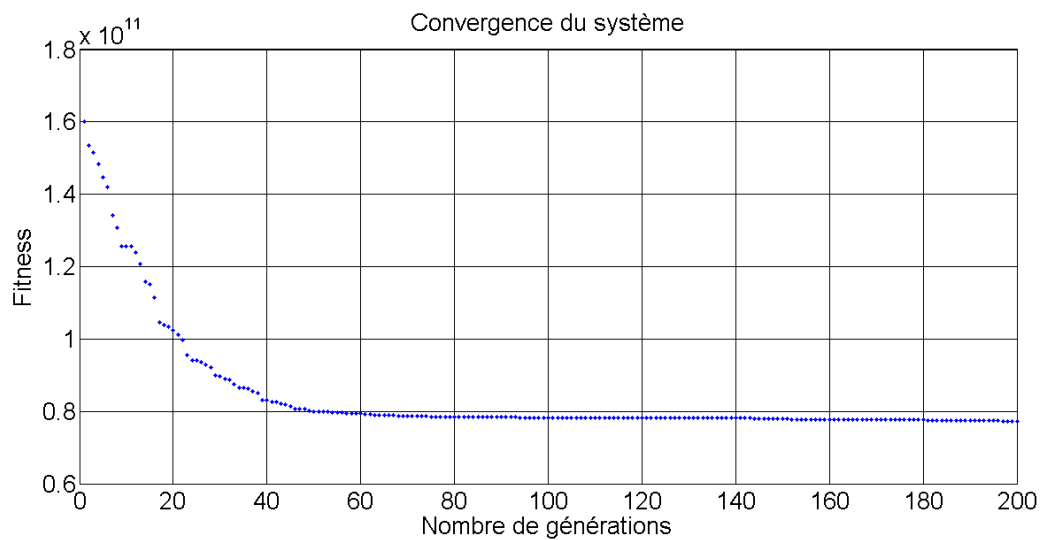


Figure VI- 28: Convergence de la fonction fitness du système Ghrib.

Ces résultats confirment que la gestion optimisée est largement plus performante que la gestion historique, surtout dans des conditions climatiques incertaines.

VI.3.3 Cas du barrage de SMBA.

S'agissant de la gestion optimisée du barrage de SMBA à partir des apports simulés, en avenir incertain sur une période de soixante-dix ans, de 1978 à 2048, montre une amélioration modeste mais notable. Voici les principaux résultats :

- Le **taux de fiabilité (TF)** a atteint **53%**, bien qu'il reste encore perfectible, tandis que le **taux de remplissage (TRB)** est de **45%** (Figure VI-29).
- Le **taux de vulnérabilité (TV)** a été réduit, passant de **54%** à **47%**, comme le montre le **tableau VI-9**.

Tableau VI- 8 : Indicateurs de performance de la gestion optimisée de SMBA en avenir incertain.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TF,%	44	56	55	55	53	51	45	52	54	51	60	61
TV,%	56	44	45	45	47	49	55	48	46	49	40	39
TG / TP, %	35	28	-35	-74	48	-23	-12	22	11	-5	-82	-38

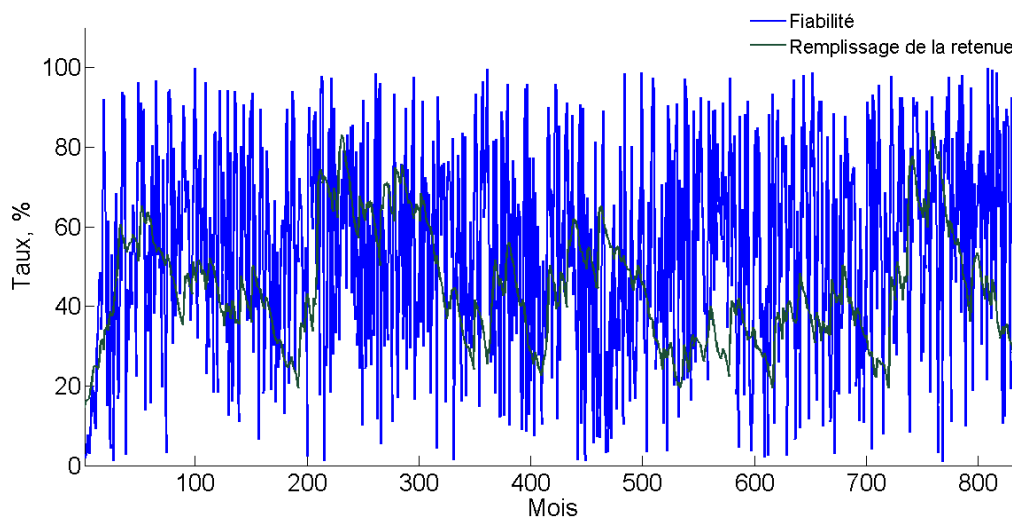


Figure VI- 29: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de SMBA

Les allocations optimisées montrent une répartition plus rationnelle par rapport aux observations historiques, et sont en adéquation avec les demandes en eau optimisées (Figures VI-30, VI-31, et VI-32).

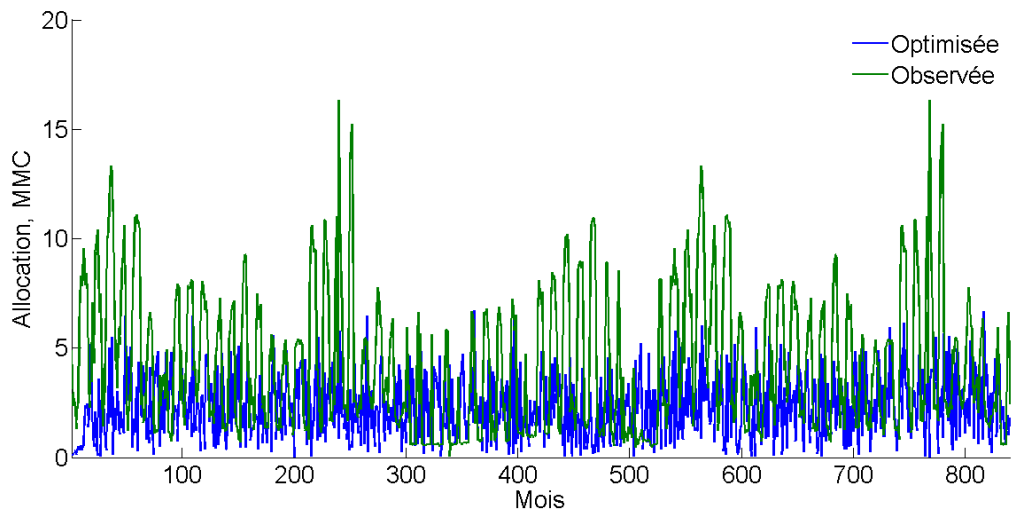


Figure VI- 30: Comparaison de l’allocation optimisée et observée de SMBA

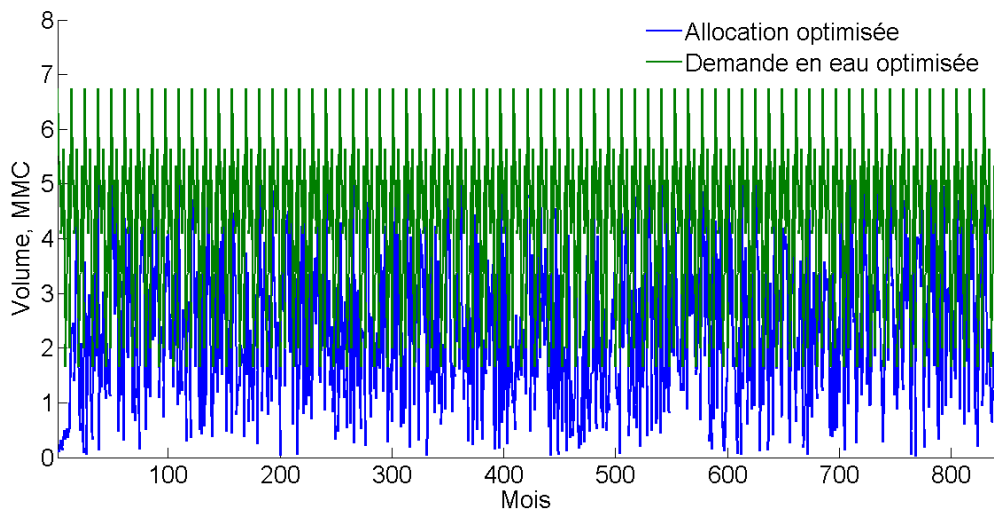


Figure VI- 31: Comparaison de l’allocation et de la demande optimisées (SMBA).

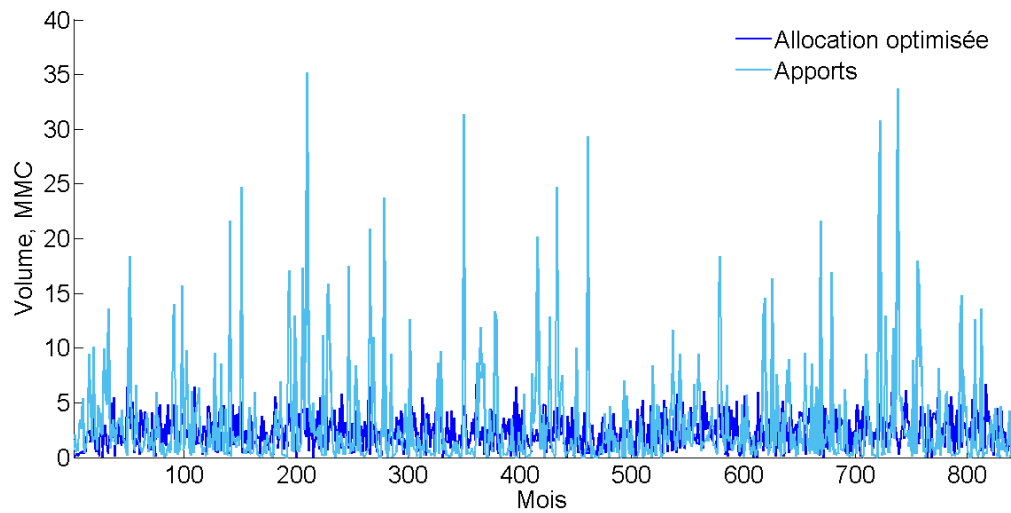


Figure VI- 32: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de SMBA.

Le **stockage optimisé** reste compris entre les valeurs maximales et minimales, garantissant un équilibre entre les apports en eau et les besoins en stockage, avec un taux de remplissage moyen de **45%** (Figures VI-33 et VI-34).

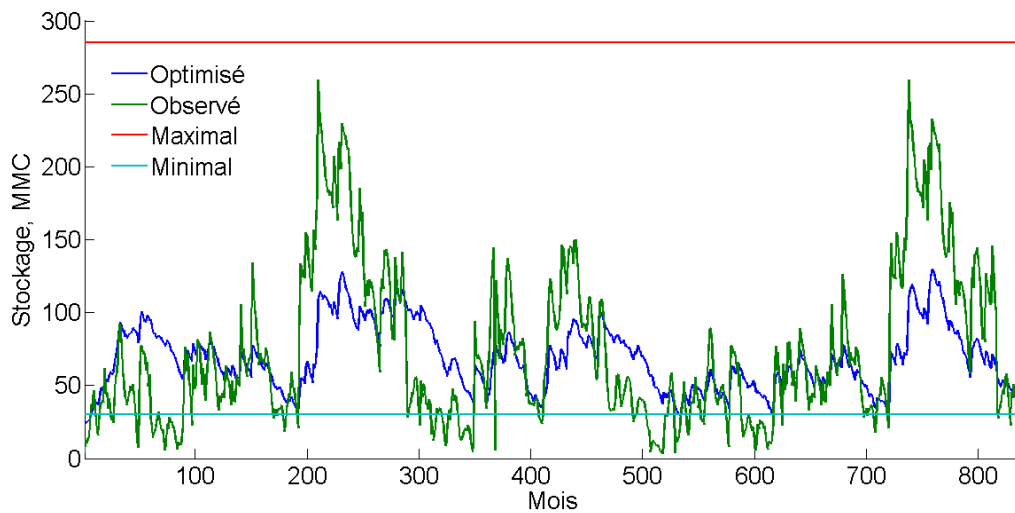


Figure VI- 33: Stockage optimisé comparé à l'observé (SMBA).

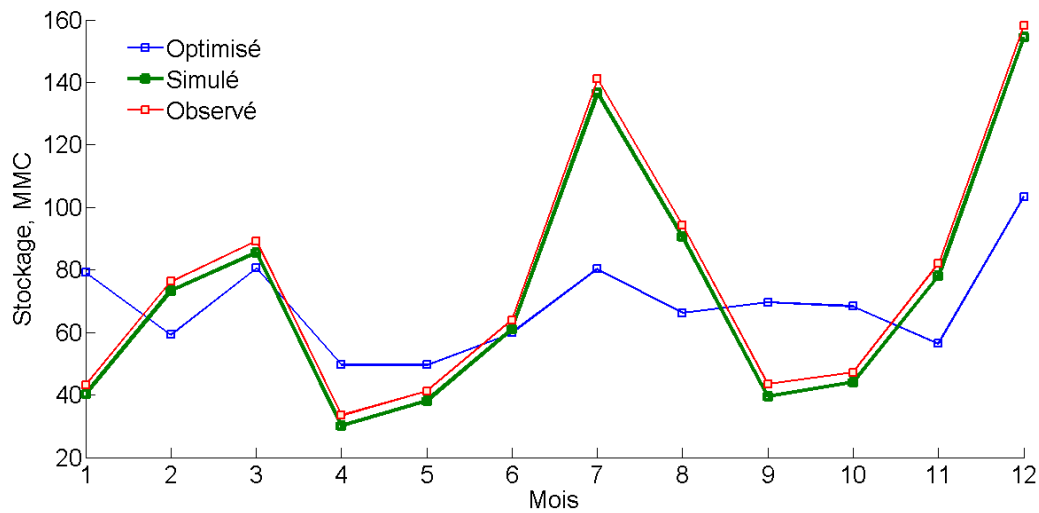


Figure VI- 34: Stockage optimisé vs simulé et observé de SMBA.

Enfin, la **fonction fitness** (Figure VI-35) converge rapidement vers l'optimum avec un nombre réduit d'itérations, démontrant l'efficacité du modèle de gestion optimisée pour le barrage de SMBA.

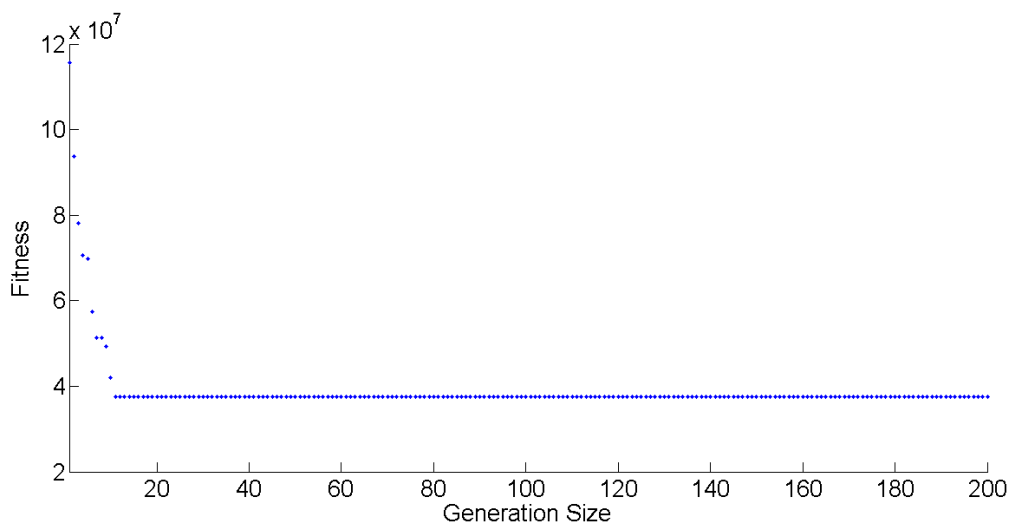


Figure VI- 35: Convergence de la fonction fitness du système SMBA.

La gestion optimisée, bien qu'améliorée, présente encore des marges de progression, notamment dans le renforcement de la fiabilité et la réduction de la vulnérabilité en contexte d'avenir incertain.

VI.4 Conclusion.

La gestion optimisée du barrage de Cheffia, en tenant compte des apports simulés sur des périodes de cinquante, soixante-dix et cent ans, a permis de sélectionner les meilleures règles de décision adaptées aux scénarios étudiés. Les résultats pour la période de cinquante ans (1979-2029) montrent une performance notable, avec un taux de fiabilité du système atteignant **72%** et un taux de remplissage amélioré à **76%**, en comparaison avec les taux observés de **43%** et simulés de **47%** (Mezenner et al., 2023).

De même, l'optimisation de la gestion du Ghrib, des volumes alloués, basée sur des apports simulés sur soixante-dix ans, a abouti à un taux mensuel interannuel moyen de fiabilité du système de **92%** dans un contexte de taux de remplissage constant de **45%**. Ce dernier n'a pas changé, car l'optimisation a été effectuée avec des scénarios de périodes sèches, indiquant une performance cohérente et prévisible du modèle développé (Mezenner et al., 2022).

En revanche, la gestion optimisée du système hydrique de SMBA sur une période de soixante-dix ans a révélé un taux de remplissage faible de **45%**, en baisse de **3%** par rapport au taux observé. Le taux de vulnérabilité a été légèrement réduit, passant de **54%** à **47%**, ce qui peut s'expliquer par un envasement significatif, diminuant la capacité du barrage de **285 MMC** en 2011 à **153,7 MMC** actuellement. Cette situation continue de s'aggraver, en raison du non-respect des levés bathymétriques périodiques.

VI.5 Gestion optimisée par les données prévues.

VI.5.1 Cas du barrage de Cheffia.

La gestion optimisée du barrage de Cheffia, fondée sur des données prévues, a permis d'obtenir des résultats significativement améliorés. En moyenne mensuelle interannuelle, le taux de fiabilité (TF) atteint **84%**, tandis que le taux de vulnérabilité (TV) est réduit à **16%**. Le taux de remplissage (TRB) s'élève à **55%**, avec un taux de gain en stockage de **36%**. Ces indicateurs de performance sont présentés dans le tableau VI-10.

Tableau VI- 9: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de Cheffia par les données prévues.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TF,%	87	77	72	90	75	87	90	92	89	91	76	83
TV,%	13	23	28	10	25	13	10	8	11	9	24	17
TG / TP, %	12	5	-10	-55	-29	42	174	123	137	91	11	-66

Comme le montre la figure VI-36, l'allocation optimisée répond aux mois de gestion historique où la demande en eau n'était pas satisfaite, tout en évitant les volumes alloués surexploités.

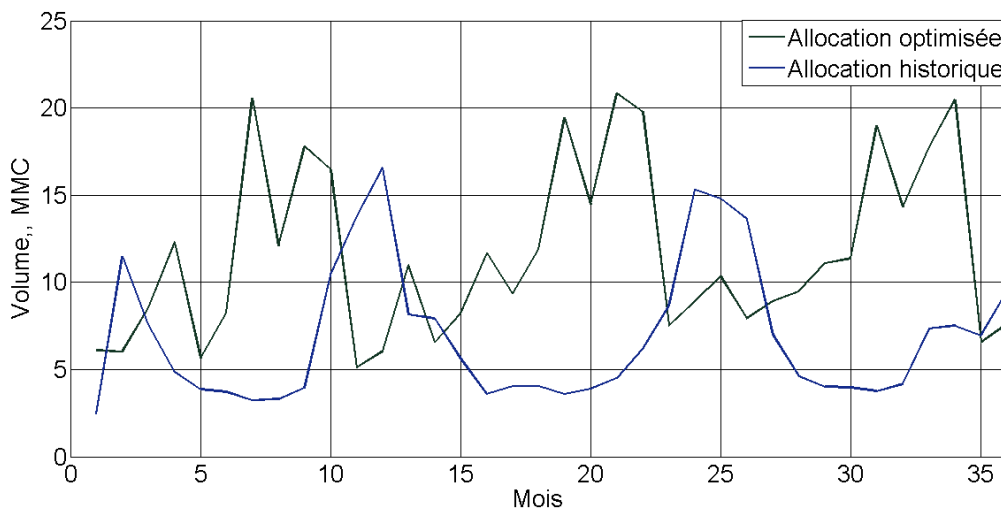


Figure VI- 36: Comparaison des allocations optimisée et historique de Cheffia.

De plus, comme l'illustre la figure VI-37, le stockage optimisé du barrage reste compris entre les niveaux maximal et minimal, contrairement au stockage historique, qui se situe en dessous du volume mort pendant cinq mois.

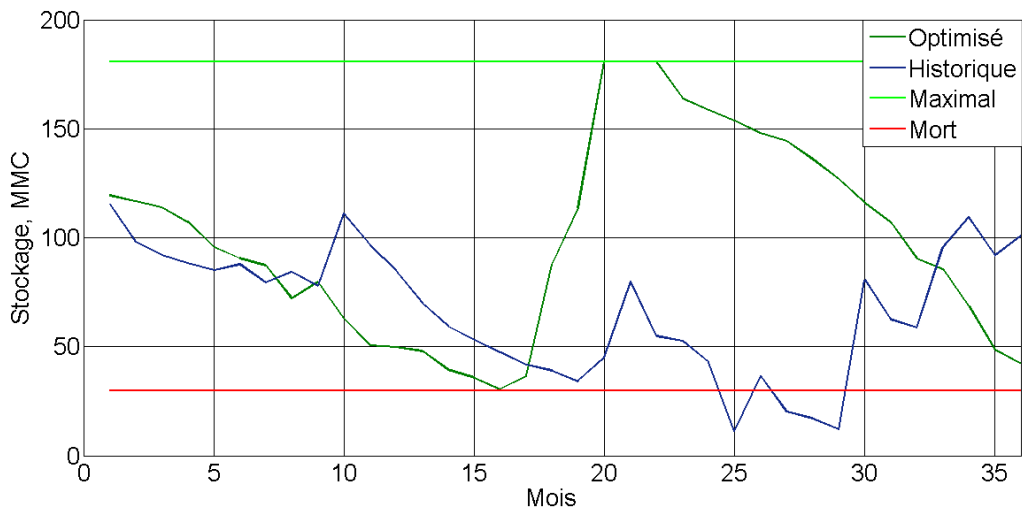


Figure VI- 37: Comparaison du stockage historique et optimisé de Cheffia.

L'optimisation de la gestion du barrage de Cheffia, fondée sur les données prévues d'évaporation et de stockage, a donc permis d'obtenir des résultats supérieurs, comme en témoigne la convergence de la fonction fitness vers l'optimum avec moins d'itérations, illustrée dans la figure VI-38.

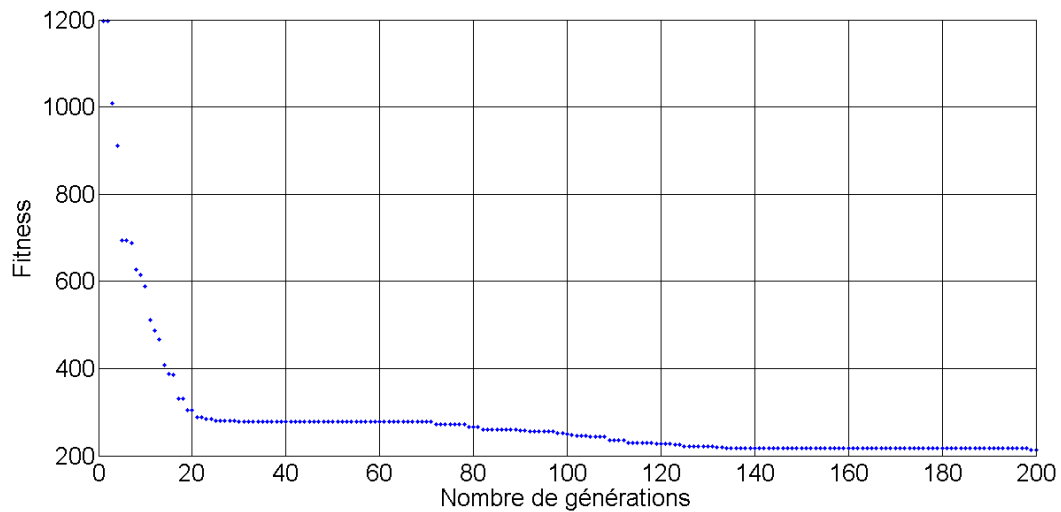


Figure VI- 38: Convergence de la fonction fitness du système Cheffia.

Cette approche démontre l'efficacité de l'optimisation basée sur des données prévisionnelles pour améliorer la gestion des ressources en eau du barrage.

VI.5.2 Cas du barrage de Ghrib.

La gestion optimisée du barrage de Ghrib, basée sur le volume alloué prévu sur une période de douze ans (1999-2011), a confirmé la robustesse du modèle. La convergence du système vers l'optimum s'est réalisée en moins d'itérations, comme l'illustre la figure VI-39, témoignant de l'efficacité du processus d'optimisation.

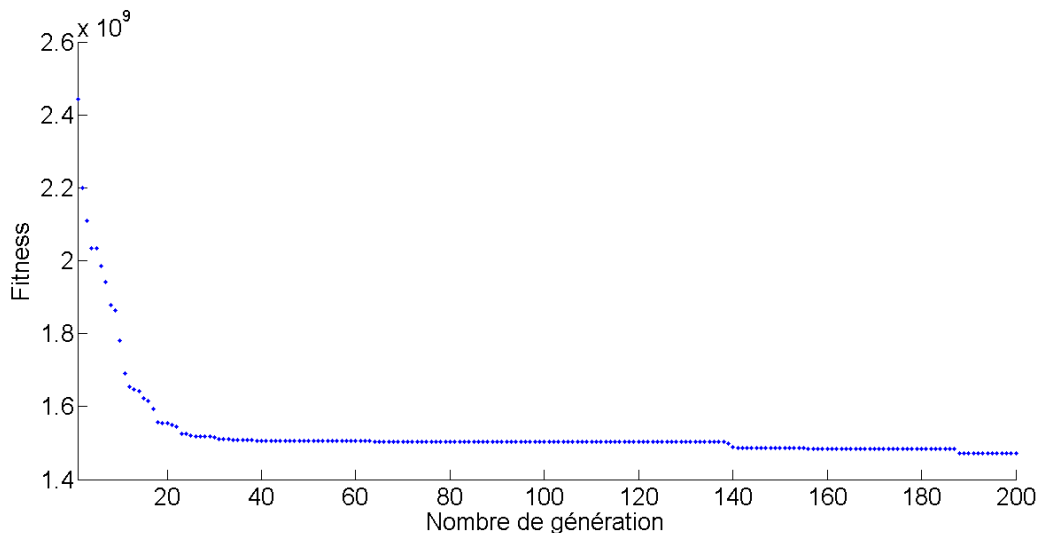


Figure VI- 39: Convergence de la fonction fitness du système Ghrib.

Les indicateurs de performance, présentés dans le tableau VI-11, révèlent un taux de fiabilité (TF) de **91%** et un taux de vulnérabilité (TV) de **9%**, avec un taux de remplissage (TRB) de **41%**, en parfaite adéquation avec le TF, comme le démontre la figure VI-40.

Tableau VI- 10: Indicateurs de la gestion optimisée de Ghrib par les données prévues.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TF,%	94	89	76	94	82	85	96	96	97	94	96	91
TV,%	6	11	24	6	18	15	4	4	3	6	4	9
TG / TP, %	-47	-62	-37	8	18	8	-11	20	28	1	-16	-15

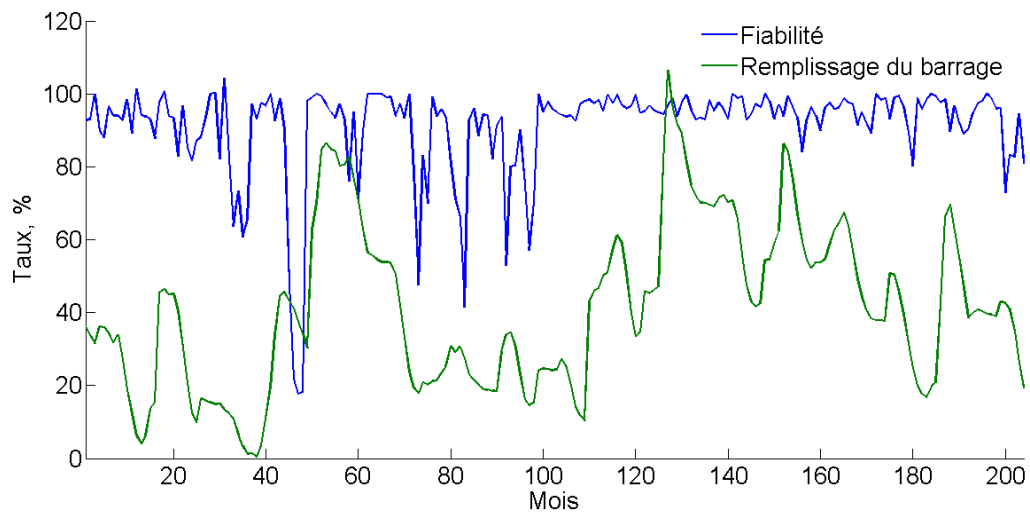


Figure VI- 40: Comparaison des taux de fiabilité et du remplissage de Ghrib.

L'allocation optimisée complète efficacement le volume alloué historique, comparé à une demande en eau optimisée, sans avoir un impact significatif sur les apports en eau, comme le montre les figures VI-41 et VI-42.

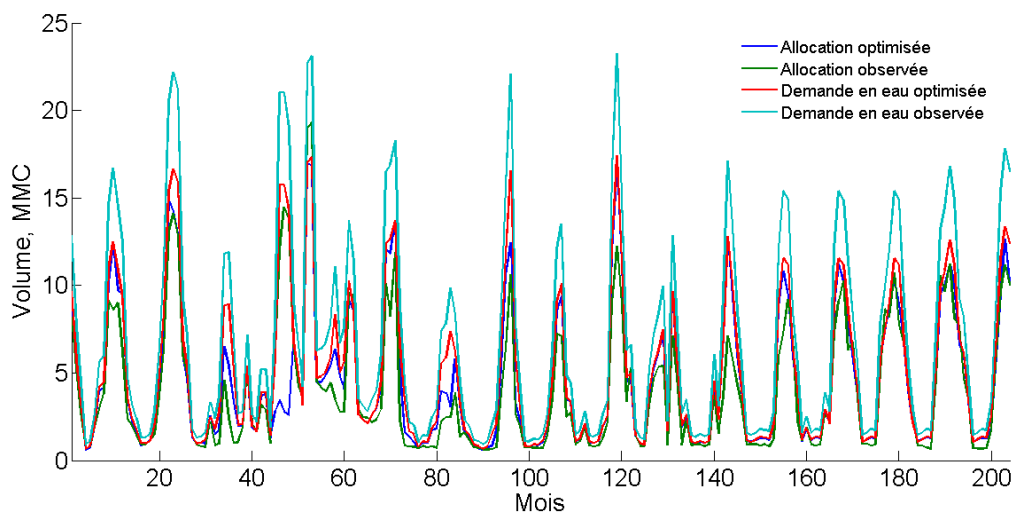


Figure VI- 41: Comparaison des allocations et des demandes en eau de Ghrib.

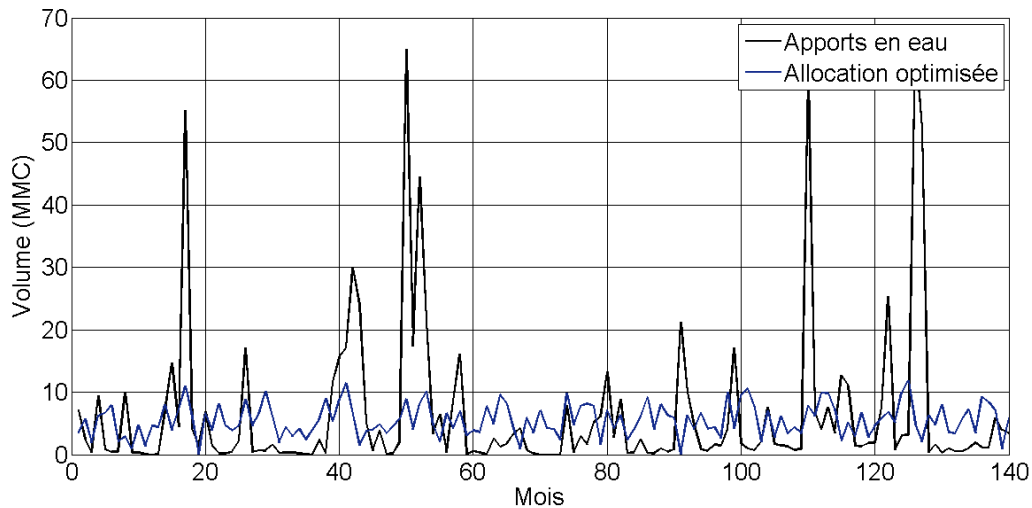


Figure VI- 42: Comparaison des apports en eau et de l'allocation optimisée de Ghrib.

L'analyse met également en lumière que, malgré une légère perte de stockage de **9%** par rapport à l'historique, le stockage optimisé demeure mieux régulé, évitant des niveaux critiques souvent rencontrés dans les données historiques (Figure VI-43).

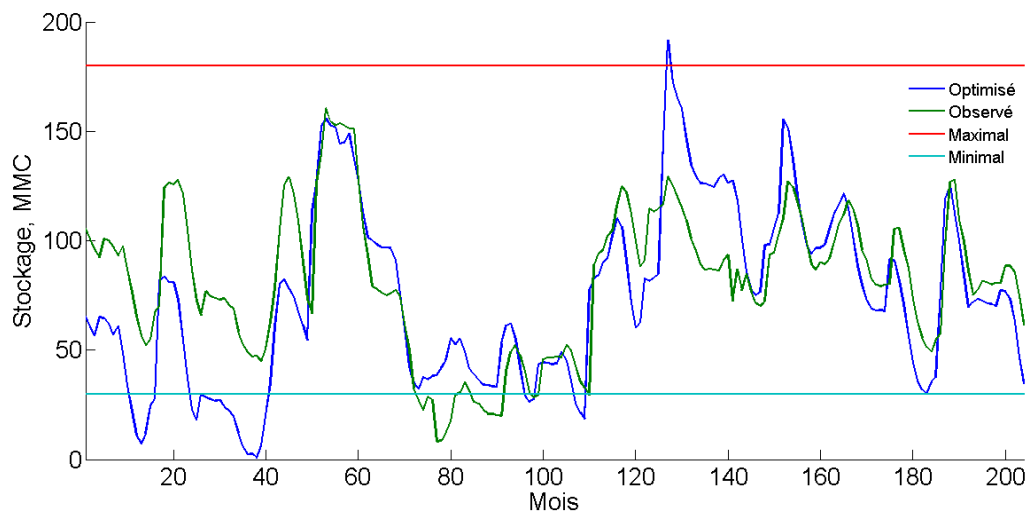


Figure VI- 43: Comparaison du stockage historique et optimisé de Ghrib.

Ces résultats confirment que l'allocation optimisée répond efficacement à la demande en eau, tout en maintenant un niveau de stockage qui reste dans des limites acceptables.

Cette approche optimisée montre ainsi un potentiel significatif pour améliorer la gestion des ressources en eau.

VI.5.3 Cas du barrage de SMBA.

La gestion optimisée du barrage de SMBA, basée sur l'allocation d'eau prévue par le modèle ANFIS, a démontré une performance notable. Le taux de fiabilité (TF) du système hydrique a atteint **71%**, ce qui a permis une réduction significative du taux de déficit. Par ailleurs, le taux de remplissage (TRB) est de **72%**, et le taux de gain en stockage a augmenté de **49%** par rapport à la moyenne mensuelle historique. Ces indicateurs de performance, détaillés dans le tableau VI-12, illustrent l'efficacité de l'optimisation.

Tableau VI- 11: Indicateurs de performance de la gestion optimisée de SMBA par les données prévues.

	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
TF,%	74	71	76	75	77	73	66	71	71	69	63	64
TV,%	26	29	24	25	23	27	34	29	29	31	37	36
TG /TP, %	59	127	93	63	-16	-52	67	86	39	5	60	62

D'après la figure VI-44, le volume fourni optimisé a réussi à répondre aux besoins en eau durant les mois où la gestion historique était insuffisante, tout en évitant les volumes surexploités.

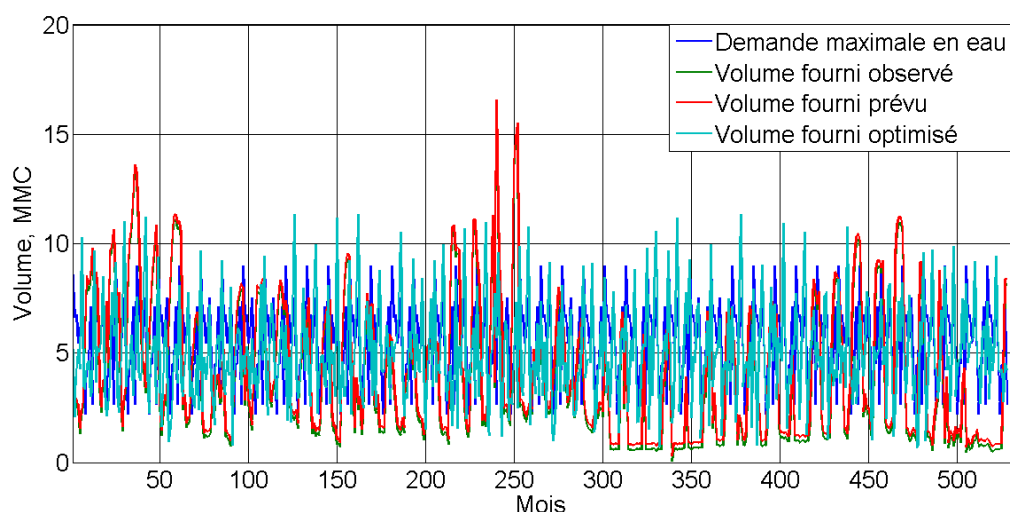


Figure VI- 44: Comparaison des allocations avec la demande en eau (SMBA).

La figure VI-45 montre que le stockage optimisé se situe entre les niveaux maximum et minimum, contrairement au stockage historique, qui est resté sous le volume mort pendant cinq mois. Cela met en évidence l'impact positif de l'optimisation sur la gestion des ressources en eau.

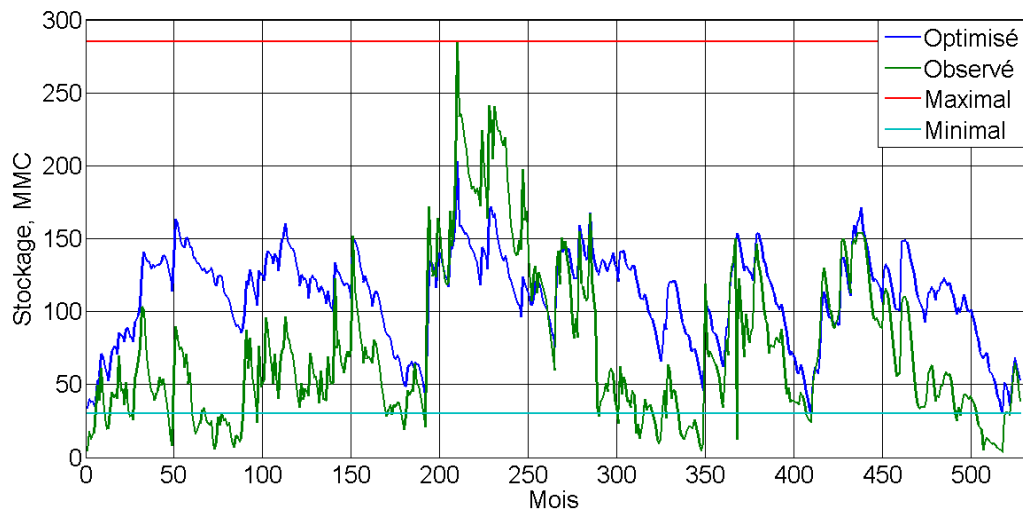


Figure VI- 45: Comparaison du stockage historique et optimisé de SMBA.

En conclusion, l'optimisation de la gestion du barrage de SMBA, fondée sur les données prévues, a abouti à de meilleurs résultats, soutenus par la convergence de la fonction fitness vers l'optimum avec moins d'itérations, comme le démontre la figure VI-46.

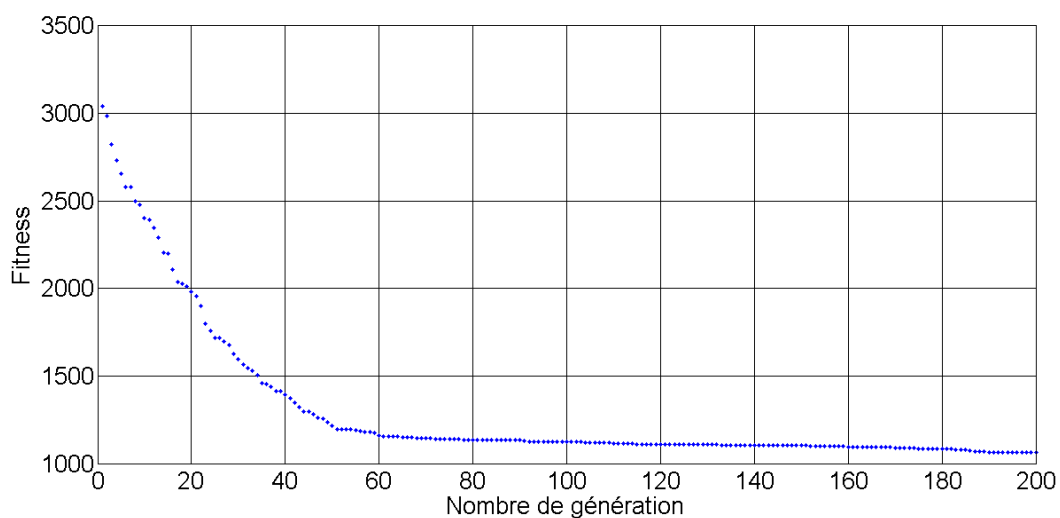


Figure VI- 46: Convergence de la fonction fitness du système SMBA.

Ces résultats soulignent l'efficacité de l'optimisation dans la gestion des ressources en eau pour le barrage de SMBA, offrant ainsi une approche plus durable face aux défis hydriques actuels.

VI.6 Conclusion

La gestion optimisée par les données prévues du volume alloué du système hydrique de **Cheffia** a entraîné une nette amélioration de son exploitation. En moyenne mensuelle interannuelle, le taux de fiabilité est passé de **49% à 84%**, tandis que le taux de remplissage a grimpé de **45% à 55%**. De plus, le taux de vulnérabilité au déficit hydrique a été réduit de **51% à 16%**, ce qui témoigne de la robustesse du modèle développé.

Concernant le barrage de **Ghrib**, l'optimisation des allocations prévues a également montré des résultats concluants. Le taux de fiabilité du système hydrique a atteint **91%**, avec une réduction significative du taux de vulnérabilité au déficit à **9%**. Cela renforce l'efficacité du modèle basé sur des méthodes heuristiques, tout en ouvrant la voie à une gestion automatisée, moins coûteuse que les travaux de rehaussement par hausses fusibles, une technologie récemment émergente pour les grands barrages.

Pour le système hydrique de **Sidi Mohamed Ben Aouda**, la gestion optimisée par les données prévues a permis d'améliorer l'exploitation actuelle, avec un taux de fiabilité qui est passé de **46% à 84%**, un taux de remplissage de **45% à 56%**, et une réduction du taux de vulnérabilité au déficit hydrique de **54% à 16%**, renforçant ainsi la robustesse du modèle proposé.

CHAPITRE. VII :
CONCLUSION & PERSPECTIVES

CHAPITRE.VII. Conclusion & Perspectives

L'examen du bilan d'exploitation de trois systèmes hydriques situés dans l'Est, le Centre et l'Ouest révèle des taux de remplissage et de fiabilité alarmants. Les incertitudes systémiques et aléatoires dans les mesures des apports d'eaux aux barrages entraînent des consignes d'exploitation imprécises. Plusieurs facteurs aggravent cette situation, notamment le caractère aléatoire des précipitations, l'érosion hydrique, un boisement insuffisant, et le non-respect des levés bathymétriques périodiques.

Pour remédier à ces problèmes, ce travail de doctorat propose de modéliser la gestion actuelle des barrages afin d'identifier les paramètres essentiels et les causes de la vulnérabilité face au déficit hydrique. L'élaboration de règles d'exploitation repose sur une connaissance précise des variables d'état, influençant directement les décisions à prendre.

Une prévision précise des variables d'état d'un système hydrique est cruciale pour une gestion efficace. Pour les barrages de Cheffia et de Ghrib, la simulation des apports par le modèle "Gestop", basé sur l'Analyse en Composantes Principales (ACP), a montré une reproduction fidèle des paramètres statistiques historiques. Pour le barrage de SMBA, les apports simulés par le modèle de Markov d'ordre deux se sont révélés acceptables, bien que moins performants que le modèle "Gestop".

Le modèle "Gestop" basé sur des statistiques descriptives, se distingue par sa capacité à générer des séries pour différents types de variables (aléatoires et cycliques) à différents pas de temps. Il élimine les contraintes liées à la chronologie des données, à la stationnarité du phénomène, à la normalité de l'échantillon, à la dépendance entre les valeurs observées, ainsi qu'à la taille et au type de variable.

Parallèlement, et dans le but d'améliorer l'exploitation actuelle des systèmes hydriques, l'apport de l'intelligence artificielle, notamment via les réseaux de neurones et la logique floue, a permis d'améliorer la prévision des variables d'entrée et de sortie. Pour le barrage de Cheffia, les prévisions d'évaporations et de stockage réalisées avec les modèles « MLPNN » et « ANFIS » ont montré des résultats encourageants, le modèle « ANFIS » s'avérant le plus performant. La robustesse des modèles neuroflous pour la prévision des variables cycliques est attestée, avec des allocations des barrages de Cheffia, Ghrib et SMBA présentant une forte corrélation avec les valeurs observées, ce qui contribue à atténuer la vulnérabilité au déficit hydrique.

En revanche, les prévisions des apports par les modèles « MLPNN » et « ANFIS » ont produit des résultats médiocres, mettant en lumière leurs limites dans la prévision des variables aléatoires, malgré les avancées de l'intelligence artificielle.

Pour réduire la vulnérabilité au déficit hydrique et améliorer le taux de remplissage des barrages, les méta-heuristiques en optimisation se sont révélées pertinentes. Elles ont permis de développer un modèle de gestion optimisé tenant compte des pertes et fuites d'eau, de l'aridité de la région, de la nature aléatoire des apports, des impacts du changement climatique, ainsi que des besoins réels en eau des cultures.

En conséquence, le modèle de gestion optimisée des barrages de Cheffia, Ghrib et SMBA a mis en évidence les insuffisances de l'exploitation actuelle, tout en réduisant la vulnérabilité au déficit hydrique et en améliorant le taux de remplissage. Ce modèle constitue un outil essentiel pour une gestion plus efficace et durable des ressources en eau, ouvrant la voie à des pratiques d'exploitation plus résilientes face aux défis environnementaux futurs.

Dans un avenir incertain, le modèle a démontré sa capacité à simuler des apports sur des périodes allant de cinquante à cent ans, avec un pas de temps mensuel. Cette approche a permis d'améliorer efficacement la fiabilité du système pour répondre à la demande en eau, tout en réduisant les risques de sous-exploitation ou de surexploitation des ressources hydriques. De plus, le modèle contribue à éviter des modifications significatives des bassins versants et à anticiper les risques pouvant compromettre la fiabilité du système face aux impacts du changement climatique, qui se manifestent par une demande accrue en eau et des ajustements drastiques dans la fréquence de distribution et la production agricole.

Le modèle de gestion optimisée, basé sur les allocations d'eau prévues par les modèles « ANFIS », offre une solution prometteuse pour améliorer la gestion actuelle des barrages. Il constitue un outil d'aide à la décision précieux pour la planification des allocations d'eau futures. Parmi les bénéfices observés, on note l'optimisation du rendement technique des infrastructures et la protection des ressources en eau, essentielles dans un contexte de précipitations irrégulières aggravées par l'aridité et le changement climatique.

Il est crucial de gérer ces systèmes hydriques de manière rationnelle, compte tenu de leurs coûts élevés en termes de construction, d'exploitation, d'entretien et de maintenance. L'absence d'automatisation complique l'identification des causes des défaillances, soulignant l'importance de ce travail doctoral.

En perspective, le modèle, en tant qu'outil d'aide à la décision, peut être perfectionné pour pallier les insuffisances identifiées et compléter la gestion actuelle. Les résultats prometteurs de l'application de ce modèle ouvrent la voie à une transition de la gestion manuelle vers une gestion automatisée, adaptée aux exigences des équipements hydromécaniques et hydroélectriques. Ce passage vers un système de télégestion des infrastructures hydrauliques est conditionné par une prise de décision éclairée et efficace, essentiel pour la durabilité des ressources en eau.

Il est essentiel de gérer rationnellement ces systèmes hydriques, dont la construction est coûteuse. La transition vers une gestion automatisée pourrait offrir une réponse adéquate aux défis techniques et hydrologiques. Ce travail doctoral ouvre la voie à l'implémentation d'un système de télégestion, permettant une prise de décision éclairée et une exploitation optimale des infrastructures hydrauliques.

CHAPITRE VIII :
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

CHAPITRE.VIII. Références bibliographiques

Adib A.and Samandizadeh M.A.,2016. Comparison ability of GA and DP methods for optimization of released water from Reservoir dam based on produced different scenarios by Makov Chain Method. *International Journal of Optimization in Civil Engineering*; 6(1):43-62.

Alouane, A.B.H., and Bean, J.C., 1993.A genetic algorithm for the multiple choice integer program. Technical Report 92-50, Department of Industrial and Operations Engineering, The University of Michigan, Ann Arbour, MI 48109-2117, USA.

Alquraish MM, Abubasel KA, Alqahtani AS and Khadr M., 2021. A Comparative Analysis of Hidden Markov Model, Hydrid Support Vector Machines, and Hybrid Artificial Neural Fuzzy Inference System in Reservoir Inflow forecasting (Case Study: The King Fahd Dam, Saudi Arabia), *Water*, 13,1236,doi.org/10.3390/w13091236.

Azamathulla, H Md., Fu-Chung Wu., Aminuddin Ab Ghani., Sandeep M Narulkar., Nor

Azazi Zakaria., Chun Kiat Chang., 2008. Comparison between genetic algorithm and linear programming approach for real time operation. *Journal of Hydro-environment Research*, 2, 172-181.

Babamiri. O., Azari A., Marofi S.,2022. An integrated fuzzy optimization and simulation method for optimal quality-quantity operation of a reservoir-river system, *Water Supply*, Vol. 22, Issue 4, pp. 4207-4229.

Bermad A., 2004. Elaboration d'une méthodologie de simulation et de prévision des variables aléatoires et cycliques par l'analyse en composantes principales. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 140 p.

Bersini H., Gorinni V.,1993.Fuzzy or neural net methods for adaptive process control. *Proceeding of EUFIT*, Germany, pp 55-61.

- Bouziane. A., 1989.** Contribution à la modélisation stochastique de débits mensuels et à la recherche de la meilleure règle de gestion d'un réservoir, Mem Doc, Université catholique de Louvain.
- Box G. , et M. Jenkins., 1976.** Time Series Analysis: Forecasting and Control. 2nd ed. San Francisco: Holden-Day.
- Chang Fi-John and Guo Shenglian.,2020.** Advances in Hydrologic Forecasts and Water Resources Management .Water, 12, pp 1-6. doi:10.3390/w12061819.
- Chang FJ, Chiang YM, Tsai MJ, Shieh MC, Hsu KL and Sorooshian S., 2014.** Watershed rainfall forecasting using neuro-fuzzy networks with the assimilation of multi-sensor information, Journal of Hydrology, 508, 374-384.
- Chang Li-Chiu., Chang Fi-John., Wang Kuo-Wei., Dai Shin-Yi., 2010.**Constrained genetic algorithms for optimizing multi-use reservoir operation. Journal of Hydrology, 390, 66-74.
- Chang. Li-Chiu., Chang. Fi-John. 2001.** Intelligent control for modeling of real time reservoir operation, Hydrological Processes, 15, 1621-1634.
- Changchit, C., and Terrell, A.,1993.** A multiobjective operation model with stochastic inflows. Computers and Industrial Engineering, 24(2), pp 303-312.
- Chaves, P, Kojiri, T., and Hori, T., 2005.** Application stochastique pour la gestion d'un réservoir multiobjectif moyennant les méthodes neurofloue. Université de Kyoto.
- Cheng Chen., Chuanxiong Kang and Jinwen Wang., 2018.** Stochastic Linear Programming for Reservoir Operation with Constraints on Reliability and Vulnerability. Water,10, 175.
- Cheong,T.S., Ko I., Labadie, J.W., 2010.** Development of multiobjective reservoir operation rules for integrated water resources management, Journal of Hydroinformatics, Vol. 12, Issue 2, pp. 185-200.
- Cioffi, F., Gallerano, F.,2012.** Multiobjective analysis of dam release flows in rivers downstream from hydropower reservoir. Applied Mathematical Modelling, 36(7), pp 2868-2889.

Coello, C., and Coello, A., 1999. An updated survey of evolutionary multiobjective optimization techniques: State of the art and future trends. In 1999 Congress on Evolutionary Computation, pages 3–13.

Courant R., 1943. Variational methods for the solution of problems of equilibrium and vibrations. Bulletin of the American Mathematical Society, 49(1):1–23,. ISSN: 1936-881X, 0002-9904. doi:10.1090/S0002-9904-1943-07818-4. Mathematical Reviews number.

Coyne et Bellier.,1980. Barrage de SMBA sur l’Oued Mina : Monographie. Ministère de l’Hydraulique. Direction des Projets et des Réalisations Hydrauliques.**Davalo, E., Naïm, P.,1993.** Des réseaux de Neurones, Edition Eyrolles, Paris.

De Jong, K.A., 1975. An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems. PhD thesis, Computer and Communication Sciences, University of Michigan.

Deb K., 1999 Evolutionary algorithms for multi-criterion optimization in engineering design. In Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science, pages 135–161. John Wiley & Sons, Ltd.

Deb K., 2001. Nonlinear goal programming using multi-objective genetic algorithms. Journal of the Operational Research Society, 52(3):291–302.

Dechemi N., Bermad A., Hamriche A. 1994. Simulation of the monthly average flows in a semiarid area using Principal Components Analysis, Continental Hydrology, Vol. 9, Issue 1, pp. 17-24.

Dechemi, N., Bermad, A., Tachet, K., 1997. Etude et Simulation de l’Evapotranspiration (ETP) par l’Analyse en Composantes Principales (ACP). ICID Journal, vol. 46, Number 2, October, pp45-60.

Devisree M.V. and Nowshaja P.T.,2014. Optimisation of Reservoir Operations Using Genetic Algorithms. International Journal of Scientific & Engineering Research, Volume 5, Issue 7.

Ehteram, Mohammad., Mousavi, Sayed Farhad., Karami, Hojat., Farzin, Saeed., Singh, Vijay P., Chau,Kwok-wing and El-Shafie Ahmed.,2018. Reservoir operation based on evolutionary algorithms and multi-criteria decision-making under climate change and uncertainty, Journal of Hydroinformatics, IWA Publishing, 20.2.

El Shafie A, Taha MR, Noureldin A., 2006. A neurofuzzy model for inflow forecasting of the Nile river of Aswan high dam, Water Resources Management.DOI 10.1007/S11269-006-9027-1.

Faye, R.M., Sawadogo, S & Mora-Camino, F.,2002. Logique floue appliqué à la gestion à long terme des ressources en eau. Revue des sciences de l'eau, 15(3), pp 579-596. <http://doi.org/10.7202/705470ar>.

Fiacco, A.V., and McCormick, G.P.,1968. Nonlinear Programming: Sequential Unconstrained Minimization Techniques. John Wiley & Sons Inc. ISBN: 0-4712-5810-5, 978-0-47125-810-0, 0-8987-1254-8, 978-0-89871-254-4. Reprint: Society for Industrial Mathematics, 1987; SIAM, Philadelphia, PA, USA, 1990 (Classics in Applied Mathematics Series, Vol. 4).

Fonseca C.M., 2007. Decision making in evolutionary optimization (abstract of invited talk). In 4th International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization.

Fonseca C.M., and Fleming, P.J., 1998. Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms – part i: A unified formulation. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and References Humans, 28(1):26–37.

French M., Krajewski W., Cuykendall R.1992.Rainfall forecasting in space and time using neural network. Journal of. hydrology, 137; 1-31.

French, M., Krajewski, W. and Cuykendall, R. 1992. Rainfall forecasting in space and time using neural network, Journal of Hydrology 137 : 1–31.

Friedberg. R M., 1958. A learning machine: IBM Journal of Research and Development.

Giuliani M, Lamontagne J. R, Reed P. M and Castelletti A., 2021. A State-of-the-Art Review of Optimal Reservoir Control for Managing Conflicting Demands in a Changing World, Water Resources Research, 57, e2021WR029927.

Glorennec P.Y, Barret C. & Brunnet M., 1992. Application of neuro-fuzzy network to identification and control of nonlinear dynamical systems, Proc of IPMU, Mallorca,Spain, 507-510.

Glover, F., And Kochenberger, G.A., 2003, Handbook of Metaheuristics, vol 57 of International Series in Operations Research & Management Science. Kluwer Academic Publishers. Springer, New York, USA.

Goldberg, D.E. 1989. Genetic Algorithms in search optimization and machine learning. Addison-Wesley, Reading, Mass.

Gonzalez, T.F., 2007. Handbook of Approximation Algorithms and Metaheuristics. Chapman & Hall/CRC Computer and Information Science Series. Chapman & Hall/CRC Press (Taylor & Francis Group). ISBN: 1-5848-8550-5, 978-1-58488-550-4.

Hashemi, M.S., Barani, G.A. et Ebrahimi, H., 2008, Optimisation de l'exploitation d'un réservoir par l'algorithme génétique et la prise en considération de différentes probabilités d'apports. Cas d'étude : le réservoir du barrage de Jiroft. Revue des sciences appliquées. 8(11).2173-2177.

Hashimoto,T., Stedinger, J.R., Loucks, D. 1982. Reliability, Resiliency, and Vulnerability Criteria for Water Resource System Performance Evaluation, Water Resources Research, Vol. 18, Issue 1, pp. 14-20.

Hipel K. W. and A. I. McLeod., 1994. Time Series Modelling of Water Resources and Environmental System. 1013 pp. Amsterdam, Elsevier, 1013p. Hydrology Research (2016) 47 (1): 75–88.

Holland, J. H., 1975, Adaptation in Natural and Artificial Systems, The University of Michigan Press, Ann Arbor, MI.

Howitt. R E, Msangi. S, Reynaud,.A and Knapp, C.K.,2005, Estimation des préférences intertemporelles pour la répartition des ressources naturelles, Université de Californie. <https://doi.org/10.1029/2012 WR011958> .

Jang, J. S. R.,1993. ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems. IEEE, Man, and Cybernetics. 23, 665–685.

Joines, J.A., and Houck, C.R., 1994. On the use of non-stationary penalty functions to solve nonlinear constrained optimization problems with genetic algorithms. In Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, pages 579–584.

Karamouz. M., Szidarovsky, F., Zahraie. B., 2003, Analyse d'un système hydrique. Editeurs Lewis. Washington.

Kim Young-Oh., Eum Hyung-Il., Lee Eun-Goo., and Ko Ick Hwan., 2007. Optimizing Operational Policies of a Korean Multireservoir System Using Sampling Stochastic Dynamic Programming with Ensemble Streamflow Prediction. *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 133, No. 1.

Kisi O, Mansouri I and Hu JW., 2017. A New Method for Evaporation Modeling: Dynamic Evolving Neural-Fuzzy Inference System, *Hindawi Advances in Meteorology*, doi.org/10.1155/2017/5356324.

Klir G J. Yuan B., 1995. Ensembles flous et logique floue. Théorie et Applications. Prentice Hall PTR.USA

Kursawe, F., 1990. A variant of evolution strategies for vector optimization. In *Proceedings of the 1st Workshop on Parallel Problem Solving from Nature, PPSN I*, pages 193–197.

Labadie, John W., 2004. Gestion optimal de systèmes multi réservoir : Revue de l'état d'art. *Journal of Water Resources Planning and Management @ ASCE*, 0733-9496, 130, 2(93).

Lai Vivien, Huang Yuk Feng, Koo Chai Hoon, Ahmed Ali Najah and El-Shafie Ahmed., 2022. A Review of Reservoir Operation Optimisations: from Traditional Models to Metaheuristic Algorithms. *Archives of Computational Methods in Engineering*.

Lebdi, F., Slimani, M., Parent, E.,1997. Stratégie empirique d'un système de ressources en eau :l'exemple d'un périmètre irrigué en zone semi-aride. *Revue des sciences de l'eau*,1,14-134.

Le Delliou. Patrick., 2019. Le registre mondial des barrages de la CIGB & les grands barrages français, comité français des barrages et réservoirs.

Leela Krishna K., Umamahesh N.V.and Srinivasa Prasad A. 2019. Optimal crop water allocation coupled with reservoir operation by Genetic Algorithm and Non-Linear Programming (GA-NLP) hybrid approach. *IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series* 1344.

Legates, D.R., and McCabe, G.J., 1999.Evaluating the use of goodness-of-fit measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resources Research*, 35, pp. 233-241.

Lerat J., 2007, Méthodes d’usage des modèles en matière de perspective de gestion adaptative, construction d’un pont entre les modèles de simulation et les actionnaires. CEMAGREF.

Lin Nay Myo . and Rutten Martine., 2016. Optimal Operation of a Network of Multi-Purpose Reservoir: A Review. 12th International Conference on Hydroinformatics, HIC 2016, Procedia Engineering 154 , 1376 – 1384.

Lippmann R.P., 1987. An introduction to computing with neural nets. IEEE Acoustics, Speech and Signal Processing Magazine, 4: pp 4–22.

Loucks, D. P., & Van Beek, E.,2017. An introduction to methods, models, and applications. Water resource systems planning and management, Springer.

Malaterre, P.O., Rogers D.C., Shuur-Mans, J.,1998. Classification of canal control algorithms. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 124(1),3-10.

Marino, M.A., and Loaiciga, H.A.1985.Optimal operation of a multiple reservoir system. California Water Resources Center. Contribution N°193, University of California, Davis, California, 103 pages.

Markov, A.A., 1907.Investigation of a noteworthy case of dependent trials. Izvestiya Rossiski Akademii Nauk, 1.

Massé. P., 1946. Les reserves et la régulation de l’avenir. Herrman.

Mays, Larry W., Tung, Yeou-Koung.,2002.Hydrosystems Engineering and Management, Water Resources Publications, LLC.

Mc culloch W., Pitts W., 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 5; pp 115-113.

Merri, O.,2012. Contribution à l’élaboration d’un modèle de gestion d’un barrage reservoir appliqué au barrage de Cheffia. Ecole Nationale Polytechnique, Mémoire de Master.

Mezenner N, Benkaci T, Bermad A and Dechemi N., 2022. Dam reservoir operation optimization using genetic algorithm and principal component analysis simulation model: case of dam Ghrib reservoir. Larhyss journal, ISSN1112-3680, n°51, pp 145-160.

Mezener N, Benkaci T, Bermad A and Dechemi N., 2023. Reservoir Operation Optimization using Principal Components Analysis and Genetic Algorithms Methods: Case of Cheffia reservoir – Algeria. *Modeling Earth Systems and Environment*, ISSN1112-3680, n°51, pp 145-160.

Michalewicz., 1995. A survey of constraint handling techniques in evolutionary computation methods, *Proc. of the 4th Annual Conf. on Evolutionary Programming*, MIT Press, Cambridge, MA, J. R. McDonnell, R. G. Reynolds, and D. B. Fogel (Eds), pp. 135-155.

Minsky M., Papert S., 1969. *Perceptrons*, Expanded Edition. MIT Press.

Miquel, J.,2001. Hydrologie Statistique-introduction à l'étude des processus hydrométéorologiques. Application à la prédétermination des débits de crue. ENPC, Paris.

Mohammadi, K., Eslami, H R and Dardashti, Dayyani., 2005. Comparaison des modèles régressifs, ARIMA et des Réseaux de neurones artificiels pour la prévision des apports au réservoir en utilisant l'équivalent de neige fondue (Cas d'étude de Karaj). *Journal of Agricultural Science and Technology*, vol.7 : 17-30.

Nash, J.E., Sutcliff, J.V.,1970.: River flow forecasting through conceptual models : Part I – a discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10, pp. 282-290.

O'Connell P.E., O'Donnell G., 2014. Towards modelling flood protection investment as a coupled human and natural system *Hydrological Earth System Sciences*, Vol. 18, pp. 155–171.

O'Connell, P.E., 1971. A simple stochastic modelling of Hurst's Law. In *Mathematical Models in Hydrology*, Warsaw Symposium, (IAHS Publ. 100, 1974), 1, pp. 169-187.

O'Connell, P.E., Nash, J.E., Farrel, J.P., 1970. : River flow forecasting through conceptual models : Part II – The brasna catchment at ferbzne. *Journal of hydrology*, 10, pp. 317-329.

Oliveira, R. & Loucks, D. P., 1997. Operating rules for multireservoir systems. *Water Resour. Res.* 33, 839–852.

Olsen, A., 1994. Penalty functions and the knapsack problem. In *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, volume 2, pages 554–558, doi:10.1109/ICEC.1994.350000.

Panigrahi, D P., et Mujumdar, P P., 2000. Modélisation de la gestion de réservoir par la logique floue. *Water Resources Management* 14, 89-109.

Parent, E., 1991, Elaboration de consignes de gestion des barrages – réservoirs. Thèse de doctorat. Ecole Nationale des Ponts et Chaussées. Paris.

Pareto, V.F., 1897. Cours d'Economie Politique. F. Rouge, Lausanne/Paris, France, 1896–. 2 volumes. in the ANNALS of the American Academy of Political and Social Science 1897; 9; 128.

Pradhan S.N. and Tripathy U.K., 2013. Optimization Of The Operating policy Of The Multipurpose Hirakud Reservoir By Genetic Algorithm. *American Journal of Engineering Research (AJER)*, Volume-02, Issue-11, pp-260-266.

Remenieras, G. 1986. Engineer's Hydrology, Ed. Eyrolles, Paris, France. In French.

Remenieras. G., 1972. Engineer Hydrology. Eyrolles – Paris.

Remini. B., Avenard. J.M., Kettab A., 1996. Envasement des barrages, Office des Publications Universitaires.

Ren, Minglei., Zhang, Qi., Yang Yuxia., Wang, Gang., Xu, Wei and Zhao, Liping., 2022. Research and Application of Reservoir Flood Control Optimal Operation Based on Improved Genetic Algorithm, *Water*, 14, Issue 8, 1272, pp. 1-15..<https://doi.org/10.3390/w14081272>.

Revelle, C., Joeres, E. and Kirby, W. 1969. The linear decision rule in reservoir management and design, 1, Development of the stochastic model, *Water Resources Research* 5(4) : 767–777.

Richardson, J.T., Palmer, M.R., Liepins, G.E., and Hilliard, M.R.,1989. Some guidelines for genetic algorithms with penalty functions. In *Proceedings of the third International Conference on Genetic Algorithms ICGA*, pages 191–197.

Rieker Jeffrey D. and Labadie John W. , 2012. An intelligent agent for optimal river-reservoir system management. *Water Resources Research*, Vol. 48, 10.1029.

Ripley, B.D.,1993. Statistical Aspects of Neural Networks. Chapman & Hall:London, UK.

Robbins,H., and Monro,S., 1951. A stochastic approximation method. *Annals of Mathematical Statistics*, 400–407.

Roche R., Miquel J. and E.Gaume. 2012., Hydrologie quantitative. Processus, modèles et aide à la décision. Springer Editions, 530 p.

Rosenblatt F., 1958. The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review* (65), pp 386-408.

Rosenblatt F.,1958. The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review* (65) pp 386-408.

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., 1986. Learning internal representation by error propagation. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of cognition*, vol. 1. MIT Press, Cambridge, MA, 318-362.

Russel SO, Campbell PF.,1996. Reservoir operating rules with fuzzy programming. *J. Water Resour. Plng. Mgmt* 122 (3) : 165-170.

Saab Saad Mawlood, Othman Faridah Binti, Tan Chee Ghuan, Allawi Mohammed Falah and El-Shafie Ahmed., 2022. Review on generating optimal operation for dam and reservoir water system: simulation models and optimization algorithms. *Applied Water Science*, 12:73.

Sakakima, S., Kojiri, T., Hoh, K.,1992.Real time reservoir operation with neural nets concept.In:Application of Artificial Intelligence in Engineering VII, *Computational Mechanics publications*, Southampton, p502-514.

Salas, J.D., and Smith, R.A., 1981. Physical basis of stochastic model of annual flows. *Water Resources Reserch*, 17(2), pp. 428-430.

Salih SQ, Allawi MF, Yousif AA, Armanuos AM, Saggi MK, Ali M, Shahid S, Al-Ansari N, Yaseen ZM and Chau KW., 2019. Viability of the advanced adaptive neuro-fuzzy inference system model on reservoir evaporation process simulation: Case study of Nasser Lake in Egypt, *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, vol 13, NO1, 878-891.

Sareni, B., Krihenbühl, L., Nicolas, A., 2000. Efficient Genetic Algorithms for solving hard constrained optimization problems. IEE Transactions on magnetic, Vol 36, N°04.

Sarmad D.L, Ali Najah A, Mohsen S, Ahmed S and El-Shafie A., 2020, Reservoir water balance simulation model utilizing machine learning algorithm. Alexandria Engineering Journal, Elsevier B.V.60, pp 1365-1378.

Schaffer, J.D., Eshelman, L.J., 1993. Designing multiplierless digital filters using genetic algorithms. Proceeding, 5th international conference on genetic algorithms (Urbana-Champaign, 1st July 1993), edition S. Ferrest (Sam Matex, CA: Morgan Kaufmann), pp 439-44.

Schleiss Anton J et Pougatsch. Henri., 2011. Les barrages : du projet à la mise en service. Traité de Génie, Vol.17, Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne.

Secrétariat à l'Hydraulique (SH)., 1966. Monographie des Grands Barrages : Le barrage de Cheffia. Centre de Documentation.

Shreedhar R., Neelambika T G., 2017., Optimal Reservoir Operation for Markandeya Dam. International Journal of Research and Scientific Innovation, Volume IV, Issue II, ISSN 2321-2705.

Siedlecki, W.W., and Sklansky, J., 1993. Constrained genetic optimization via dynamic reward-penalty balancing and its use in pattern recognition. In C. H. Chen, L. F. Pau, and P. S. P. Wang, editors, Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, chapter 1.3.3, pages 108–124. World Scientific. ISBN:9-8102-2276-9, 978-9-81022-276-5.

Siedlecki, W.W.,and Sklansky, J.,1989. Constrained genetic optimization via dynamic reward-penalty balancing and its use in pattern recognition. In Proceedings of the third international conference on Genetic algorithms, pages 141–150.

Smith, A.E., and Coit, D.W., 1997. Penalty functions. In Handbook of Evolutionary Computation, chapter C 5.2. Oxford University Press in cooperation with the Institute of Physics Publishing.

Smith, J.A., Karr, A.F., 1985. Parameter estimation for a model of space-time rainfall. *Water Resources Research*, 21(8), pp. 1251-1257.

Smith, M., 1993. *Neural Networks for Statistical Modeling*. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA / International Thomson Computer Press, Boston, USA. ISBN: 0-4420-1310-8, 1-8503-2842-0, 978-1-85032-842-1.

Sofreco. Gpt., 2011. Etude d'actualisation du Plan National de l'Eau. Programme MEDA de l'Union Européenne.

Souag, G D., 2007. Développement d'outils pour la gestion des barrages réservoirs basés sur la simulation et la prévision des paramètres hydrométéorologiques. Doctorat d'Etat. Génie Civil. ENP.

Souag-Gamane D., Dechemi N., Bermad A., 2007. Simulation of daily rainfall in semi arid region with Principal Component Analysis. *Sécheresse*, 18 (2) , 1-9.

Stedinger, J. R., Fabertz, B.A., and Lamontagnes, J.R., 2013. "Developments in Stochastic Dynamic Programming for Reservoir Operation Optimization. *World Environmental and Water Resources Congress : Showcasting the Future*. ASCE.

Sugeno M., Kang G. T., 1986. Fuzzy modelling and control of multilayer incinerator, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 18, pp. 329. Sugeno M., Yasukawa T., (1993). A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 1, pp7-31.

Sugeno M., 1985. *Industrial applications of fuzzy control*, Elsevier sciences publications.

Sugeno M., Kang G. T., 1988. Structure Identification of Fuzzy Models, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 28, pp. 15-33.

Tejada-Guibert, J. A., Johnson, S.A., and Stedinger, J.R., 1995. The value of hydrologic information in Stochastic dynamic programming models of a multi-reservoir system, *Water Resources Research*, vol. 31, no. 10, pp 2571-79.

Thair S.K., Ayad S.M and Hasan H.M., 2015, Reservoir Operation by Artificial Neural Network Model, *Eng. & Tech Journal*, vol 33 (part A), N°7.

Thevenin Jean., 1958. Le barrage de Ghrib et le périmètre irrigable du Haut Cheliff. 6^{ème} Congrès International des Grands Barrages.**Tremblay M., 1989**, Gestion du risque dans l'exploitation des systèmes hydriques. Thèse de Philosophie Doctor. Université de Montréal.

Turgeon, A., and Charbonneau, R.1995. An aggregation-disaggregation approach to long term reservoir management, *Water Resour. Res.*, 34(12), 3585-94.

Wang X, Cheng X, Cin Q, Yang Z.2019. An improved two step parameter adjustment method for the optimization of a reservoir operation function model based on repeated Principal Component Analysis and a Genetic Algorithm. *Journal of Hydroinformatics*, 21(1), 1-12.

Weise, T., 2009. Algorithmes d'optimisation globale: Théorie et Applications. 2^{ème} édition. Fondation Free Software.

White, H.,1989. Learning in artificial neural networks: A statistical perspective. *Neural Computation*, 1, 425-464.

Wurbs R., 1993.Reservoir system simulation and optimization models. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 119 (4), 455-472.

Xu Bin., Zhong Ping-an ., Zhao Yun-fa ., Zhu Yu-zuo., Zhang Gao-q., 2014. Comparison between dynamic programming and genetic algorithm for hydro unit economic load dispatch. *Water Science and Engineering*, 7(4): 420-432.

Yapo P, Sorooshian S, and V.Gupta 1993. A Markov Chain Flow Model for flood forecasting

Yeh W., 1985. Reservoir management and operations models : A state of the Art Review. *Water Resources Research*, 21 (12), 1797-1818.

Yeh, W. W.-G., Becker, L., Hua, S.-Q., Wen, D.-P., and Liu, J.-M., 1992.Optimization of real-time hydrothermal system operation, *ASCE J. Water Resources Planning Manage.*, 118(6),636–653.

Yu Chunxue., Yin Xinan., Yang Zhifeng. and Dang Zhi., 2019. Sustainable Water Resource Management of Regulated Rivers under Uncertain Inflow Conditions Using a Noisy Genetic Algorithm. *Int. J. Environ. Res. Public Health*,16, 868.

Zadeh L.A., 1965. Fuzzy Sets, Information and control, vol. 8, pp 338-353.

Zadeh L.A., 1971. Quantitative fuzzy semantics, Information Sciences, vol. 3, pp 159-176.

Zagona, E. A., T. J. Fulp, et al., 2001. "Riverware: a generalized tool for complex reservoir system modeling." Journal of The American Water Resources Association **37**(4): 913-929.

Zahraie. B and Hosseini. S.M.,2010. Development of Reservoir Operation Policies Using Integrated Optimization-Simulation Approach. *J. Agr. Sci. Tech. (2010) Vol. 12: 433-446*,433.

Zhang Z., Zhang S., Wang Y., Jiang Y., Wang H.2013. Use of parallel deterministic dynamic programming and hierarchical adaptive genetic algorithm for reservoir operation optimization, Computers and Industrial Engineering, Vol. 65, pp. 310-321.

Zhao Tongtiegang ., Cai Ximing, M., Lei Xiaohui . and Wang Hao., 2012. Improved Dynamic Programming for Reservoir Operation Optimization with a Concave Objective Function. Journal of Water Resources Planning and Management © ASCE, November / December 2012.

Zhiqiang Jiang., Hui Qin., Wenjie Wu and Yaqi Qian., 2018. Studying Operation Rules of Cascade Reservoirs Based on Multi-Dimensional Dynamic Programming. Water,10,20.

CHAPITRE IX : ANNEXES

CHAPITRE.IX. ANNEXES

IX.1 Modèle Markovien de simulation

Le modèle de Markov le plus simple est la chaîne de Markov, en tant que matrice de transition, indiquant la probabilité de passer d'un état à un autre, dont le processus markovien X_n est exprimé par :

$$P(X_n = i_n | X_{n-1} = i_{n-1}) = P(X_n = i_n | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_{n-1} = i_{n-1}) \quad \text{IV.2-1}$$

Où i_1, \dots, i_n : Etats possibles

X_1, \dots, X_n : Variables aléatoires qui satisfont la règle d'indépendance conditionnelle. La probabilité de passer d'un état à un autre peut changer.

C'est à dire que quelles que soient les informations recueillies au passé, la loi conditionnelle de X_n ne dépend que du passé le plus récent. Ce processus est dit stochastique s'il traite des événements aléatoires non indépendants. L'utilisation des chaînes de Markov en climatologie consiste en l'analyse des précipitations et l'étude des paramètres climatologiques qui suivent un processus aléatoire.

Dans une série chronologique d'événements aléatoires caractérisée par une variable aléatoire continue, on cherche souvent une relation entre les valeurs successives de celle-ci ; si la relation est nulle, on dira que les événements sont parfaitement indépendants. Dans le cas contraire, si elle est unitaire, ils seront dits liés linéairement. Si l'état d'un jour k dépend de celui des jours précédents, on dira que le phénomène étudié suit une chaîne de Markov. Celle-ci sera du premier ordre si l'événement au jour k ne dépend que de celui du jour précédent. Autrement, elle sera d'ordre n si ce même événement dépend des jours $k-1, k-2, \dots, k-n$.

✓ **Ordre des chaînes de Markov :**

• **Processus d'ordre 1 :**

Le processus d'ordre 1 est caractérisé par la probabilité conditionnelle de passage de l'état de la veille, à l'état d'aujourd'hui c'est à dire qu'on ne tient compte que des événements qui se sont produits la veille. Soient X la variable aléatoire caractérisant l'état ($x=0$ ou 1) et X_k , la valeur du jour k , « i » l'état réalisé le jour $k-1$ ($i=0$ ou 1), et j l'état réalisé le jour k ($j=0$ ou 1), la probabilité conditionnelle est la probabilité de l'état j au jour k sachant que l'état i a été réalisé au jour $k-1$, exprimée par :

$$P [X_k=j / X_{k-1}=i] = \alpha_{ij}$$

IV.2-2

α_{ij} : Probabilité d'obtenir l'état j au jour k, sachant que l'état i a été réalisé au jour k-1.

En considérant deux états possibles, nous obtenons une matrice de passage comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha_{00} + \alpha_{01} = 1 \\ \alpha_{10} + \alpha_{11} = 1 \end{array} \right\} \quad \text{et } \alpha_{ij} \geq 0$$

Ces probabilités sont obtenues par le décompte des jours caractérisés par les états i, j.

- **Processus d'ordre 2 :**

Il est caractérisé par la probabilité conditionnelle de passage des états d'aujourd'hui et d'hier en fonction des états connus d'hier et d'avant-hier, aboutissant à une matrice de transition d'ordre 2. Du fait qu'il y a chevauchement de deux couples sur la veille, il est nécessaire d'avoir l'égalité de la classe de transition dans les deux couples. Pour cet ordre, l'état au jour k, dépend de l'état aux jours k-1 et k-2. Lors de la définition de la matrice de passage exprimant les probabilités de couples successifs, il y a impossibilité de certaines combinaisons, vu la succession de certains doublets.

- **Les modèles multiclassés :**

Il est possible d'utiliser au lieu d'un système binaire un modèle Markovien multiclassé qui consiste à subdiviser la série historique en plusieurs classes ; l'état du système binaire est transformé en classe (système multiclassé), le problème qui se posera est le choix des seuils de ces classes. Pour un processus multi classe d'ordre N constitué de N classes la matrice de transition obtenue dans ce cas est carrée et aura pour dimension $N^r \times N^r$.

Le découpage en classes peut se faire de différentes manières, dans le but d'avoir une répartition homogène des données aux niveaux de toutes les classes et ce, afin de ne pas favoriser l'une d'elle au dépend des autres. Ce découpage en classes, tout en tenant compte du phénomène physique étudié, peut s'effectuer:

- Aléatoirement : nous choisissons les seuils et nous suivons l'évolution des coefficients de la matrice de passage.
- En utilisant la fonction de répartition de la série historique, nous considérons les classes d'égale probabilité sauf pour la classe sèche.
- En se basant sur la moyenne et l'écart type de la série historique : nous procédons au découpage à l'aide des seuils $(m - \sigma, m + \sigma)$, $(m - 2\sigma, m + 2\sigma)$ et $(m - 3\sigma, m + 3\sigma)$.

Où : m : Moyenne de la série historique ;

σ : Ecart type.

IX.2 Modèle de simulation basé sur l'ACP

Basé sur l'analyse en composantes principales et sur une technique statistique reconnue puissante aussi bien dans le domaine de l'analyse descriptive que de l'analyse opérationnelle ; ce modèle consiste à utiliser des générateurs de variables aléatoires qui respectent la structure statistique du processus à reproduire. Les composantes principales étant des combinaisons linéaires des variables initiales, cela se traduit par (Dechemi et al., 1994) :

$$C_l = \sum_{j=1}^P a_{lj} * X_j \quad \text{IV.4-1}$$

C_l : l^{ème} composante principale ;

a_{lj} : Cosinus directeur, éléments de la matrice des vecteurs propres ;

X_j : Variable d'ordre j.

Soit la composante principale normée C_l' telle que :

$$C_l' = \frac{C_l}{\lambda_l^{1/2}} \quad \text{IV.4-2}$$

λ_l : Valeur propre correspondant à C_l .

En divisant l'équation (IV.4-1) par $\lambda_l^{1/2}$, nous obtenons :

$$C_l' = \frac{C_l}{\lambda_l^{1/2}} = \frac{1}{\sqrt{\lambda_l}} \sum_{j=1}^P a_{lj} * X_j \quad \text{IV.4-3}$$

Sous forme matricielle cette expression devient :

$$[C'] = \lambda^{-1/2} [A][X] \Rightarrow [X] = \lambda^{1/2} [A]^t [C'] \quad \text{IV.4-4}$$

λ : Vecteur dont les composantes sont les valeurs propres ;

[A] : Matrice des cosinus directeurs, formée par les vecteurs propres ;

[A]^t : Matrice transposée de [A] ;

[X] : Matrice des variables initiales.

Soit donc :

$$[X] = \lambda^{1/2} [A]^t [C'] \quad \text{IV.4-5}$$

Si nous ne considérons que les Q premières composantes principales, et que nous ne perdons pas de vue la variance non expliquée prise en compte par le terme résiduel noté ε_j , et en explicitant la relation (IV.4-5) nous aurons :

$$X = \lambda_l^{1/2} \sum_{l=1}^Q a_{jl} * C_l' + \varepsilon_j \quad \text{IV.4-6}$$

ε_j : Variable résiduelle de moyenne nulle et d'écart type :

$$\sigma_{\varepsilon_j} = \sqrt{1 - \sum_{l=1}^Q a_{jl}^2 * \lambda_l} \quad \text{IV.4-7}$$

Ou

$$\lambda_l^{1/2} * a_{jl} = \text{Cov}(C_l', X_j) \quad \text{IV.4-8}$$

En remplaçant ce résultat dans l'équation (IV.4-6), nous obtenons l'expression finale du modèle brute (Dechemi et al. 1997) :

$$\hat{X}_j = \sum_{l=1}^Q \text{Cov}(C_l', X_j) * C_l' + \varepsilon_j \quad \text{IV.4-9}$$

Pour une variable centrée réduite :

$$Y_j = \frac{X_j - \bar{X}_j}{\sigma_{X_j}} \quad \text{IV.4-10}$$

L'équation (IV.4-4) s'écrit :

$$[C'] = \lambda^{-1/2} [A][Y] \quad \text{IV.4-11}$$

[Y] : Matrice des variables initiales centrées réduites.

Réciproquement nous pouvons exprimer la variable Y en fonction des composantes principales normées en transposant la matrice des vecteurs propres [A] :

$$[Y] = \lambda^{1/2} [A]' [C'] \quad \text{IV.4-12}$$

En explicitant la formule (IV.4-12) nous aurons :

$$Y_j = \lambda^{1/2} \sum_{l=1}^Q a_{jl} * C_l' + \varepsilon_j \quad \text{IV.4-13}$$

ε_j : Variable résiduelle de moyenne nulle et d'écart type :

$$\sigma_{\varepsilon_j} = \sqrt{1 - \sum_{l=1}^Q a_{jl}^2 * \lambda_l} \quad \text{IV.4-14}$$

Et sachant que :

$$\lambda_l^{1/2} * a_{jl} = Cov(C'_l, Y_j) \quad \text{IV.4-15}$$

Ou

$$Cor(C'_l, Y_j) = \frac{Cov(C'_l, Y_j)}{\sigma_{C'_l} * \sigma_{Y_j}} \quad \text{IV.4-16}$$

$\sigma_{C'_l} = 1$ et $\sigma_{Y_j} = 1$ (pour une ACP normée et une variable centrée réduite)

$$Cov(C'_l, Y_j) = Cor(C'_l, Y_j) \quad \text{IV.4-17}$$

En tenant compte de ce résultat l'équation (IV.4-9) devient :

$$Y_j = \sum_{l=1}^q Cor(C'_l, Y_j) * C'_l + \varepsilon_j \quad \text{IV.4-18}$$

Substituons l'équation (IV.4-10) dans (IV.4-18) :

$$\frac{X_j - \overline{X_j}}{\sigma_{X_j}} = \sum_{l=1}^q Cor(C'_l, Y_j) * C'_l + \varepsilon_j$$

$$X_j = \overline{X_j} + \sum_{l=1}^q \sigma_{X_j} * Cor(C'_l, Y_j) * C'_l + \sigma_{X_j} * \varepsilon_j \quad \text{IV.4-19}$$

En posant :

$$\beta_{j0} = \overline{X_j}$$

$$\beta_{jl} = \sigma_{X_j} * Cor(C'_l, Y_j)$$

$$E_{.j} = \sigma_{X_j} \varepsilon_j$$

L'expression finale du modèle normé est donnée par :

$$\hat{X}_j = \beta_{j0} + \sum_{l=1}^q \beta_{jl} * C'_l + E_{.j} \quad \text{IV.4-20}$$

En se basant sur la structure des deux modèles obtenus brutes (à trois paramètres) et normés (à quatre paramètres), différentes possibilités de simulation peuvent être envisagées.

IX.3 Modèle de prévision basé sur les Réseaux de Neurones Artificiels

Le perceptron multicouches « MLPNN » a été développé à partir de trois couches connues respectivement sous le nom de : couche d'entrée, couche cachée et couche de sortie. Chaque couche est constituée de plusieurs nœuds appelés neurones, les couches sont interconnectées entre elles par des jeux de poids. Les nœuds appartenant à la première couche reçoivent l'entrée à partir de l'extérieur du modèle (entrée initiale). Cependant, les neurones des couches cachées et de sortie reçoivent les entrées à partir des interconnexions.

Les nœuds des couches cachées et de sortie transforment les entrées en sorties appelées "firing rate" en utilisant une fonction de transformation associée à chaque nœud connue sous le nom de "fonction sigmoïde" :

$$F(x) = \frac{1}{1 + \exp[-\beta(x - \theta)]} \quad \text{V.1-1}$$

X : est l'entrée des nœuds.

F(x) : est la sortie des nœuds (firing rate).

β : c'est le gain.

θ : le biais.

β et θ peuvent être les mêmes partout, différents pour chaque couche ou différents pour chaque couche en chaque nœud.

La fonction associée aux nœuds de la couche d'entrée est la fonction "Identité".

En présentant un jeu de données aux nœuds de la couche d'entrée "I_i" avec $i = 1, \dots, k$, ces valeurs sont multipliées par les poids des interconnexions $(W_{input})_{ij}$, ($j = 1, \dots, h$), reliant le $i^{\text{ème}}$ nœud d'entrée au $j^{\text{ème}}$ nœud caché et "h" étant le nombre de nœuds cachés.

Les produits $I_i * (W_{input})_{ij}$ sont sommés et deviennent les entrées des nœuds cachés, comme le montre l'équation suivante :

$$(H_{input})_j = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^h I_i (W_{input})_{ij} \quad \text{V.1-2}$$

Où $(H_{input})_j$ est l'entrée du " $j^{\text{ème}}$ " nœud caché.

W_{input} est le poids des interconnexions reliant le $i^{\text{ème}}$ nœud d'entrée au $j^{\text{ème}}$ nœud caché. Chaque entrée des nœuds cachés est transformée à l'aide de la fonction sigmoïde définie plus haut pour donner les sorties de nœuds cachés $(H_{output})_j$ de là chaque sortie est multipliée par le poids interconnecté $(W_{output})_{jn}$, $n = 1, \dots, m$, entre le $j^{\text{ème}}$ nœud caché et chaque "m" nœuds de sortie.

L'entrée des "m" nœuds de sortie $(O_{input})_n$ sera la somme des produits exprimée par :

$$(O_{input})_n = \sum_{\substack{j=1 \\ n=1}}^{h,m} (H_{input})_j (W_{output})_{jn} \quad \text{V.1-3}$$

Ces entrées $(O_{input})_n$ sont transformées à travers la fonction sigmoïde pour donner les sorties finales des "m" nœuds existants $(O_{output})_n$

La fonction sigmoïde peut être exponentielle continue et dérivable. Vu ses nombreux avantages, ce type de fonction est généralement employé dans le Perceptron multicouches. Autre fonction sigmoïde tangentielle fort répandue. Il a été observé que l'apprentissage des réseaux multicouches converge plus rapidement quand cette fonction est employée plutôt que la sigmoïde exponentielle.

Dans les réseaux de neurones l'utilisation d'une seule couche cachée est généralement recommandée pour des études préliminaires. Cependant, l'utilisation de plusieurs couches cachées augmente le nombre de paramètres à estimer, ce qui rend très lourd le processus de détermination des poids du réseau, sans pour autant améliorer l'efficacité de celui-ci. La détermination correcte du nombre de nœuds cachés est importante pour le succès de la modélisation. Si la couche cachée comporte un nombre réduit de neurones, le modèle ne pourra pas reproduire le phénomène étudié d'une manière adéquate. L'apprentissage est une méthode qui consiste à déterminer les poids interconnectés, ce processus est itératif car on donne en premier lieu des valeurs arbitraires aux poids interconnectés sur l'intervalle $[-1, +1]$ ensuite on les corrigera suivant une règle bien déterminée.

C'est Werbos (1974), qui a été le premier à mettre en œuvre, cet algorithme avec notamment, son fondement mathématique. Il avait appelé cette méthode The Dynamic Algorithm Feed-back (Werbos, 1990). Son initiative resta cependant sans succès. En 1986 un groupe de chercheurs de l'université de Standford (Etats Unis) Rumelhart, Hinton et Williams, l'ont développé et l'ont complètement adapté aux réseaux multicouches.

Cet algorithme a été publié dans leur ouvrage sur les traitements distribués parallèles (Parallel Distributed Processing) (Rumelhart et al., 1986).

Ils ont appelé la méthode Back propagation en référence à l'erreur qui se rétro propage, à travers les couches du réseau ; Il s'agit d'une méthode d'apprentissage supervisé dont l'algorithme est décrit selon les six points suivants :

1. Initialiser les poids synaptiques à de petites valeurs aléatoires comprises en général entre -1 et 1 ;
2. Calculer la sortie du réseau et l'erreur en sortie :

$$E_p = \sum_{i=1}^{nL} (d_i^p - y_i^L)^2 \tag{V.1-4}$$

Où i parcourt les indices des neurones de sortie, d_i et y_i représentent respectivement l'activation mesurée et l'activation désirée pour les neurones.

3. les poids du réseau sont modifiés suivant la règle :

$$[\Delta w_{ij}^l]_p = \eta f'(u_i^l(t)) \delta_i^l y_j^{l-1} \tag{V.1-5}$$

Où η est une constante positive appelée pas du gradient (Taux d'apprentissage), et contrôle la vitesse de l'apprentissage.

Avec :

$$\delta_i^l = \begin{cases} (d_p^i - y_i^L) & \text{pour les neurones de la couche de sortie} \\ \sum_{k=1}^{n^{l+1}} \delta_k^{l+1} w_{ki}^{l+1} & \text{pour les neurones des autres couches} \end{cases} \tag{V.1-6}$$

4. Effectuer les opérations suivantes:

✓ S'il s'agit d'un Data Learning (FFN pattern), réadapter les poids, poser :

$$\Delta w_{ij}^l(t) = [\Delta w_{ij}^l(t)]_p \tag{V.1-7}$$

✓ S'il s'agit d'un Block Learning (FFN Batch), aller au point 5

✓ Si $p \neq M$ (M étant le nombre d'exemple d'entraînement), retourner au point 1, soit :

$$\Delta w_{ij}^l(t) = \sum_{p=1}^{p=M} [\Delta w_{ij}^l(t)]_p \tag{V.1-8}$$

Sinon :

5. Réadapter les poids.

$$w_{ij}^l(t+1) = w_{ij}^l(t) + \Delta w_{ij}^l(t) \quad \text{V.1-9}$$

6. Répéter les points de 1 à 5 autant de fois que nécessaire jusqu'à la convergence vers le seuil d'erreur fixé.

IX.4 Modèle de prévision basé sur les RNA et la LF

Le modèle neuroflou est représenté par le réseau adaptatif proposé par Jang (1993). Il s'agit d'un réseau adaptatif multicouche dont les connexions ne sont pas pondérées, ou ont toutes un poids de 1.

Les nœuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité : les nœuds carrés (adaptatifs) contiennent des paramètres, et les nœuds circulaires (fixes) n'ont pas de paramètres. Toutefois, chaque nœud (carré ou circulaire) applique une fonction sur ces signaux d'entrées. La sortie O_k^i du nœud i de la couche k (appelé nœud (i,k)) dépend des signaux provenant de la couche $k-1$ et des paramètres du nœud (i,k), c'est à dire :

$$O_i^k = f(O_1^{k-1}, \dots, O_{n_{k-1}}^{k-1}, a, b, c, \dots) \quad \text{V.2-1}$$

Où n_{k-1} est le nombre de nœuds dans la couche $k-1$, et a, b, c, \dots sont les paramètres du nœud (i, k). Pour un nœud circulaire ces paramètres n'existent pas.

Ainsi les nœuds de chaque couche réalisent une fonction :

Couche 1 : Chaque nœud est donc un nœud carré avec une fonction :

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad \text{V.2-2}$$

Où x est l'entrée du nœud i , et A_i le terme linguistique associé à chaque fonction. En d'autres termes, O_i^1 est le degré d'appartenance de x à A_i . Les paramètres d'un nœud de cette couche sont ceux de la fonction d'appartenance correspondante.

Couche 2 : Chaque nœud i de cette couche est un nœud circulaire appelé Π qui engendre en sortie le produit de ses entrées. Ce produit représente le degré d'activation d'une règle :

$$w_i = \mu_{A_i}(x_1) \cdot \mu_{B_i}(x_2), \quad i = 1, \dots, 2 \quad \text{V.2-3}$$

Couche 3 : Chaque nœud de cette couche est un nœud appelé N . La sortie du nœud i est le degré d'activation normalisé de la règle i :

$$v_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad \text{V.2-4}$$

Couche 4 : Chaque nœud de cette couche est un nœud carré avec une fonction réalisant le calcul :

$$O_i^4 = v_i \cdot f_i = v_i(a_i x_1 + b_i x_2 + c_i), i = 1..2 \quad \text{V.2-5}$$

Où v_i est la sortie de la couche 3, et $\{a_i, b_i, c_i\}$ est l'ensemble des paramètres de sortie de la règle i .

Couche 5 : Le seul nœud de cette couche est un nœud circulaire qui effectue la somme des signaux provenant de la couche 4, c'est à dire :

$$O_l^5 = y = \sum_l v_l \cdot f_l \quad \text{V.2-6}$$

La généralisation du réseau à un système à r entrées ne pose aucun problème particulier. Le nombre de nœuds de la couche-1 est toujours égal au nombre total de termes linguistiques définis.