

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

المدرسة الوطنية العليا لعلوم البحر وتهيئة الساحل

École Nationale Supérieure des Sciences de la Mer et de l'Aménagement du Littoral



Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme

D'Ingénieur d'état

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Génie des procédés

Spécialité : Traitement et réutilisation des eaux usées

**OPTIMISATION DES FILTRES RAPIDES EN EAU POTABLE : ANALYSE
PARAMETRIQUE DE L'EFFET DE L'ÉPAISSEUR DU LIT ET DE LA
TAILLE DES GRAINS**

Présenté par :

ORIF Wafa Hiam

ZEKRI Belkis

Soutenu le 24/06/2026, devant le jury composé de :

Mme GHAZALI Katia.	MCB	ENSSMAL	Examinatrice
M, MAZIGHI Hichem	Docteur	GCB-DTE	Promoteur
Mme. CHARIFI Salima	MCB	ENSSMAL	Co-Promotrice
Mme SAALEMCHERIF Yousra	MCB	ENSSMAL	Présidente

Années universitaires

2025/2026

Dédicaces

Je tiens à dédié ce travail à

À mes très chers parents : Mohamed & Dakha

Aucune dédicace ne saurait exprimer l'immense amour, la profonde gratitude et le respect que je vous porte. Merci pour tous les sacrifices que vous avez consentis afin de m'offrir les meilleures conditions de réussite. Merci pour votre soutien indéfectible, votre patience, vos encouragements et votre confiance qui m'ont accompagnée tout au long de mon parcours académique. Que Dieu vous accorde santé, bonheur et une longue vie.

À ma petite sœur Fattoum, mon secret et mon trésor, cette douceur discrète qui réchauffe mon cœur sans même le savoir. Ta simple présence a été mon refuge et mon sourire dans les moments les plus difficiles. Ce mémoire porte un peu de ton innocence et beaucoup de ton amour. Je t'aime, ma Fattoum.

À mon frère Salay, pour sa force tranquille et sa présence rassurante. Tu n'as pas toujours eu besoin de mots pour me soutenir, ton regard et ta fierté silencieuse ont suffi à me donner le courage d'aller jusqu'au bout. Je te dédie ce travail avec tout mon amour et ma reconnaissance.

À mon binôme : Belkissaa el jamila

Pour chaque heure partagée, chaque fou rire et chaque moment de stress vécu ensemble. Tu as été bien plus qu'un partenaire de travail, tu as été un soutien précieux. Je te souhaite tout le bonheur que tu mérites.

*A ma chère amie **Ibtihel, (my Ibtihel)** ma sœur d'âme mon soutien inébranlable qui a été ma lumière dans les moments les plus sombres. Ta douceur, ton amour et ton soutien sans faille m'ont portée jusqu'ici. Tu es bien plus qu'une sœur, tu es ma confidente, ma force, mon ange gardien je t'aime énormément. Ce travail te doit beaucoup.*

*À ma chère amie et ma sœur **Houhou**, pour son énergie, sa joie de vivre et son amour débordant. Tu sais toujours comment me faire sourire même dans les moments les plus difficiles. Tu es ma bouffée d'air frais.*

À ma famille, et tout particulièrement à mes chères cousines : Sana, Bila, Sara pour leur amour, leur affection, leur présence constante et leurs encouragements tout au long de notre parcours universitaire. Merci pour votre soutien moral, votre compréhension et votre confiance, qui nous ont donné la force de poursuivre nos études avec détermination.

*À mes amies des années universitaires, **Dounia, Ilham, Hiba, Oumnia, Rourou, Manel, Chichi, Asma, Chaima, Amira, Assala, Khaoula, Sara, Soundos, Fatima, Sakina, doudou, Rania, Mina**, Vous avez transformé l'exil en une deuxième maison. Merci pour les révisions tardives, les repas partagés et les souvenirs qui resteront à jamais gravés dans mon cœur.*

À moi-même, Pour chaque matin où j'ai choisi de continuer malgré la fatigue. Pour chaque doute que j'ai transformé en détermination, chaque obstacle que j'ai refusé de laisser me définir. Pour les nuits sans sommeil, les moments de découragement et les larmes silencieuses que personne n'a vues.

Orif wafa Hiam

Dédicace

I dedicate this work with all my love:

To my beloved parents, whose unconditional love, endless support, and sacrifices made this journey possible. Words cannot fully express my gratitude.

To my sister Sara, without her I would not be who I am today. She has always been my greatest source of strength, my first supporter, and a constant presence in every step of my journey. Her belief in me has carried me through both my studies and my life.

To my brothers Hamza Rabeh and Mohamed who I am truly grateful to have them by my side.

To my brother-in-law mohamed , my fourth brother, who accompanied me on my very first day at university and has left his mark on every step of my journey. His support and presence have had a lasting impact on my life, and I am truly grateful to him.

To my nephews, Elkhider and Yaakoub, and to my little princess Joury, whom I love dearly. Their presence in my life is one of the greatest blessings I have ever received, and I consider their arrival to be the best thing that has ever happened to me.

To my beautiful thesis partner wafa hiam, for her collaboration, understanding, and teamwork throughout this journey. I truly appreciate the effort we shared in completing this work together.

To my closest friends, Achwak, yousra, maria, rym and my dearest trio chaimaa and amira who stood by me through every stage of this journey. Their support, laughter, and understanding gave me strength in difficult moments and made this path lighter and more meaningful. I will always be thankful for their presence in my life.

To the friends I met in class: rouida, oumnia, abir, saraa, asma and manel who made this journey more memorable and meaningful

To all my TREU promotion, for the shared memories, and moments we experienced together throughout this journey. They made this path unforgettable.

To the university staff and professors, speacially ms Ghazali katia who's holding this major, for her ultimate help, advices and guideness

And last but not least I want to thank me, for not giving up and always coming back stronger after evey obstacle

zekri belkis

Remerciements

Avant tout, nous remercions Allah le Tout-Puissant de nous avoir donné la force, la patience et la persévérance nécessaires pour mener à bien ce travail.

Nous souhaitons exprimer notre sincère gratitude à toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration et à la réussite de ce mémoire.

Nos remerciements les plus sincères vont tout particulièrement à notre encadreur, **Dr MAZIGHI Hicham**, pour sa disponibilité, ses conseils avisés, sa rigueur scientifique et son accompagnement bienveillant tout au long de ce travail. Malgré ses nombreuses responsabilités, il a toujours su se rendre présent et à l'écoute, et nous lui en sommes profondément reconnaissantes.

Nos remerciements vont aussi aux **membres du jury** pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre travail, le temps qu'ils y ont consacré ainsi que pour leurs remarques pertinentes et enrichissantes, qui ont contribué à valoriser cette étude.

Nous exprimons notre profonde reconnaissance à l'ensemble du personnel **La société nationale de Génie Civil et Bâtiment (GCB), Algerian Desalination Company (ADC)**, pour leur accueil chaleureux et leur assistance précieuse.

Nous tenons à remercier l'ensemble du personnel de **la station de dessalement de Corso** pour leur accueil, leur disponibilité et les conseils qu'ils nous ont apportés durant notre stage. Nous adressons une reconnaissance particulière à **M. TIGRINE ZIYAD**, notre maître de stage, pour son encadrement, sa disponibilité et ses précieux conseils qui ont contribué à la réalisation de ce travail.

Nous exprimons aussi notre sincère reconnaissance à l'ensemble des enseignants **de l'École Nationale Supérieure des Sciences de la Mer et de l'Aménagement du Littoral (ENSSMAL)**, pour la qualité de leur enseignement, leur engagement, leur disponibilité et leurs conseils tout au long de notre formation. Leur encadrement nous a permis d'acquérir des compétences solides et une vision claire des enjeux liés à traitement et réutilisation des eaux usées.

Résumé

Ce mémoire porte sur l'analyse et l'optimisation du fonctionnement des filtres rapides de la station de dessalement de Corso à l'aide d'un modèle hybride de type Physics-Assisted Neural Network (PANN). L'objectif est d'améliorer la prédiction de la turbidité en sortie des filtres en combinant les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones avec des connaissances physiques du procédé de filtration. La méthodologie repose sur l'exploitation de données d'exploitation réelles et sur l'utilisation de variables physiques représentatives du colmatage, telles que la perte de charge relative, le rapport de colmatage et le temps de cycle. Les résultats obtenus montrent une convergence stable du modèle avec un coefficient de détermination global de 0,559 et une erreur quadratique moyenne de 0,095 NTU. L'analyse de différents scénarios d'optimisation a révélé que l'augmentation de 10 % de la hauteur du lit filtrant associée à une réduction de 10 % de la vitesse de filtration constitue la configuration la plus performante. Cette solution permet une réduction théorique de 22,6 % de la turbidité moyenne en sortie et de 60 % des dépassements du seuil de 0,30 NTU. Ce travail met ainsi en évidence le potentiel des modèles PANN comme outil d'aide à la décision pour l'amélioration des performances des installations industrielles de dessalement.

Mots-clés : Dessalement, filtration rapide, PANN, réseaux de neurones, optimisation, perte de charge, turbidité, Corso.

Abstract

This thesis focuses on the analysis and optimization of rapid filtration processes at the Corso seawater desalination plant using a **Physics-Assisted Neural Network (PANN)** model. The objective is to improve the prediction of filter effluent turbidity by combining the learning capabilities of neural networks with physical knowledge of the filtration process. The methodology is based on the use of real operational data and physically meaningful variables related to filter clogging, including relative head loss, fouling ratio, and cycle time. The results demonstrate stable model convergence, with an overall coefficient of determination (R^2) of 0.559 and a root mean square error (RMSE) of 0.095 NTU. Scenario-based optimization revealed that increasing the filter bed depth by 10% while reducing the filtration velocity by 10% represents the most effective configuration. This solution leads to a theoretical reduction of 22.6% in average effluent turbidity and a 60% decrease in exceedances of the 0.30 NTU threshold. The study highlights the potential of PANN models as decision-support tools for improving the performance of industrial desalination facilities.

Keywords: Desalination, rapid filtration, PANN, neural networks, optimization, head loss, turbidity, Corso.

الملخص

تتناول هذه المذكرة تحليل وتحسين أداء المرشحات السريعة بمحطة تحلية مياه البحر بقورسو باستخدام نموذج هجين من نوع الشبكات يهدف هذا العمل إلى تحسين التنبؤ بعكارة المياه الخارجة من المرشحات من خلال الجمع (PANN) العصبية المدعومة بالمعرفة الفيزيائية بين قدرات التعلم للشبكات العصبية والمعرفة الفيزيائية لعملية الترشيح. اعتمدت المنهجية على استغلال بيانات التشغيل الحقيقية واستخدام متغيرات فيزيائية تعبر عن ظاهرة الانسداد، من بينها فقدان الضغط النسبي، ومؤشر الانسداد، وزمن دورة الترشيح. أظهرت النتائج استقراراً 0.095 (RMSE) قيمة 0.559، بينما بلغت قيمة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ (R^2) جيداً في تعلم النموذج، حيث بلغ معامل التحديد كما بينت دراسة سيناريوهات التحسين أن زيادة ارتفاع الوسط المرشح بنسبة 10% مع خفض سرعة الترشيح بنسبة 10% تمثل NTU. أفضل حل من بين السيناريوهات المدروسة. وقد سمح هذا الحل بتقليل متوسط العكارة النظرية بنسبة 22.6% وخفض عدد تجاوزات حد كأداة مساعدة في اتخاذ القرار وتحسين أداء محطات التحلية الصناعية PANN بنسبة 60%. وتبرز هذه الدراسة أهمية نماذج 0.30 NTU

الكلمات الدالة: الشبكات العصبية، تحلية المياه، الشبكات العصبية المدعومة بالفيزياء، الترشيح السريع

Sommaire

Liste des tableaux	i
Liste des figures	ii
Introduction générale.....	1
1 Chapitre I : Etat de l'art.....	4
1.1 Introduction	4
1.2 La filtration dans le traitement de l'eau	5
1.2.1 Principe général de la filtration	5
1.2.2 La filtration lente	6
1.2.3 La filtration rapide.....	6
1.3 Principe et mécanismes de la filtration rapide	7
1.3.1 Principe de fonctionnement du filtre rapide	7
1.3.2 Phases du cycle de filtration.....	8
1.4 Influence de l'épaisseur du lit et de la granulométrie	13
1.4.1 Epaisseur du filtre.....	14
1.4.2 Granulométrie du média.....	14
1.4.3 Relation entre épaisseur de lit filtrant et la taille effective du média	15
1.4.4 Configuration des médias filtrants :	16
1.5 Indicateurs de performance de la filtration rapide	17
1.5.1 La turbidité du filtrat	17
1.5.2 La perte de charge (ΔP).....	17
1.5.3 La durée du cycle de filtration.....	18
1.5.4 Fréquence de lavage	18
1.6 Conclusion.....	18
2 Chapitre II : Présentation du site d'étude : Station de dessalement de CORSO et filtres pressurisés	20
2.1 Introduction	20
2.2 Présentation de la station.....	20

2.2.1	Localisation de la station.....	22
2.3	Description du processus du dessalement :	22
2.3.1	Prise d'eau de mer	22
2.3.2	Pompes d'alimentation d'eau de mer.....	27
2.3.3	Bache de coagulation	28
2.3.4	Bâche de floculation.....	28
2.3.5	Décanteur lamellaire	29
2.3.6	Bâche d'eau clarifiée	30
2.3.7	Station de pompage intermédiaire.....	30
2.3.8	Système des filtres à sable.....	31
2.3.9	Filtres à cartouches.....	32
2.3.10	Système d'osmose inverse	33
2.3.11	Système de reminéralisations	34
2.3.12	La station de pompage d'eau produite et réservoir d'eau produite	34
2.3.13	La salle de contrôle :	35
2.3.14	Résultat de Laboratoire du suivi des paramètres physico-chimiques :	36
2.4	Description technique des filtres pressurisés	38
2.4.1	Instrumentations.....	38
2.5	Media filtrant.....	39
2.6	Lavage contre-courant.....	40
2.6.1	Les étapes de lavage :	40
2.7	Conclusion.....	41
3	Chapitre III : Modélisation PANN	43
3.1	Introduction	43
3.2	Configuration actuelle des filtres	43
3.3	Données disponibles à la station de Corso	46
3.4	Méthode de structuration en cycles de filtration (début/fin, lavage).....	47
3.5	Nettoyage et validation des données :	50

3.6	Construction des KPI par cycle	53
3.6.1	ΔP max par cycle.....	53
3.6.2	Durée du cycle.....	53
3.6.3	Taux de colmatage par cycle	53
3.6.4	Taux d'abattement de turbidité	53
3.6.5	Turbidité moyenne amont par cycle	53
3.6.6	Turbidité moyenne aval par cycle	53
3.7	Description statistique	55
3.7.1	La perte de charge	55
3.7.2	La turbidité	55
3.8	Principe général du modèle PANN	56
3.8.1	Formulation générale du problème	57
3.8.2	Rôle de la perte de charge dans la filtration rapide	58
3.8.3	Prise en compte du cycle de filtration	59
3.8.4	Transformation logarithmique de la turbidité	60
3.8.5	Variables d'entrée du modèle	63
3.8.6	Structure du réseau de neurones.....	65
3.8.7	Différence entre un réseau classique et le modèle PANN.....	68
3.9	Données utilisées pour la modélisation.....	70
3.10	Convergence du modèle	73
3.11	Résultats de la modélisation PANN	75
3.11.1	Résultats obtenus sur les données de test	76
3.11.2	Résultats obtenus sur l'ensemble des données.....	77
3.11.3	Comparaison entre les performances sur test et sur l'ensemble des données	79
3.12	Discussion	80
3.13	Conclusion.....	82
4	Chapitre IV : Optimisation des filtres rapides	86
4.1	Introduction	86

4.2	Définition des scénarios d'optimisation	89
4.3	Critères d'évaluation des scénarios	92
4.4	Résultats du classement des scénarios	94
4.5	Comparaison entre l'état actuel et le scénario optimisé S7	97
4.6	Discussion des résultats d'optimisation	100
4.7	Conclusion.....	103
Conclusion générale		106
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES		109
Annexes		II
Annexe 1		II
Annexe 2.....		III
Annexe 3.....		V
Annexe 4.....		VI

Liste des tableaux

Tableau 1.1: Comparaison entre filtre gravitaire et filtre pressurisée. Source : (Saker, n.d.), (Kadouche et al., 2018)	13
Tableau 1.2: les caractéristiques des média filtrants. Source : (Kadouche et al., 2018)	15
Tableau 2.1: les caractéristiques des dégrilleurs à barre de SDEM-corso. Source : (GCB, n.d.)	26
Tableau 2.2 : les caractéristiques des tamiseurs à bande mobile de SDEM-corso. Source : (GCB, n.d.)	27
Tableau 2.3: suivi des paramètres physico-chimiques de l'eau aux différentes étapes du traitement.	37
Tableau 2.4 : description du media filtrant	39
Tableau 3.1: Paramètres suivis dans l'étude des filtres rapides	47
Tableau 3.2: Les étapes de lavage à contre-courant des filtres théorique(Corso, 2023)	48
Tableau 3.3 : Les étapes de lavage à contre-courant des filtres expérimentale(Corso, 2023).	49
Tableau 3.4: Construction des KPI par cycle	54
Tableau 3.5: Variables d'entrée du modèle PANN	64
Tableau 3.6: Variables retenues pour la modélisation PANN	72
Tableau 3.7: Performances du modèle PANN sur les données de test	77
Tableau 3.8: Performances du modèle PANN sur l'ensemble des données	79
Tableau 3.9: Comparaison des performances du modèle PANN	79
Tableau 4.1: Scénarios de conception étudiés pour l'optimisation des filtres rapides	90
Tableau 4.2 : Classement des scénarios d'optimisation des filtres rapides	95

Liste des figures

Figure 1.1: Schéma d'une usine type de dessalement de l'eau de mer (Voutchkov, 2017)	5
Figure 1.2 : schéma de principe d'un filtre lent(Saker, n.d.).....	6
Figure 1.3: schéma de principe d'un filtre rapide (Labhasetwar & Yadav, 2023)	7
Figure 1.4: Les filtres gravitaires (Kadouche et al., 2018).....	11
Figure 1.5: les filtres pressurisés (Kadouche et al., 2018).....	12
Figure 1.6: filtre pressurisé vertical.(Kadouche et al., 2018)	12
Figure 1.7: filtre pressurisée horizontal (Kadouche et al., 2018)	12
Figure 1.8: filtre bi milieux (anthracite sable) avec un lit de gravier[6].....	17
Figure 2.1: la station de dessalement de corso(Madouï, 2023)	21
Figure 2.2: logo de l'entreprise GCB et ADC	21
Figure 2.3: carte géographique de la SDEM corso	22
Figure 2.4: conduite d'admission(Madouï, 2023)	23
Figure 2.5: bêche d'admission(Madouï, 2023)	24
Figure 2.6: vanne d'isolement(Madouï, 2023).....	24
Figure 2.7: les dégrilleurs à barre(Madouï, 2023).....	25
Figure 2.8: tamiseur à bande mobile(Madouï, 2023)	27
Figure 2.9: bêche de coagulation(Madouï, 2023).....	28
Figure 2.10: Bêche de flocculation(Madouï, 2023)	29
Figure 2.11: Décanteur lamellaire(Madouï, 2023)	30
Figure 2.12: Les pompes intermédiaires(Madouï, 2023)	31
Figure 2.13: Les filtres à sable	31
Figure 2.14: filtre a sable 3D.....	32
Figure 2.15: Les filtres à cartouche(Madouï, 2023).....	33
Figure 2.16: Les racks des membranes(Madouï, 2023)	33
Figure 2.17: lit de calcite(Madouï, 2023).....	34
Figure 2.18: Réservoir d'eau produite(Madouï, 2023).....	35
Figure 2.19: Schéma synoptique générale de la station de dessalement de l'eau de mer corso.....	36
Figure 2.20: Schéma générale des filtres rapides	39
Figure 3.1: Variation du ΔP en fonction du temps sur un cycle de filtration.....	50
Figure 3.2: La perte de charge (ΔP) au cours de la période d'étude.....	51
Figure 3.3: La turbidité (amont/aval) au cours de la période d'étude	52
Figure 3.4: Schéma explicatif de l'application de la transformation logarithmique aux données d'entrée et sortie du modèle PANN	62
Figure 3.5: Cycle de filtration et indices de colmatage	65
Figure 3.6: Architecture générale du modèle PANN.....	67
Figure 3.7: Évolution de la fonction de perte au cours de l'apprentissage du modèle PANN.....	74
Figure 3.8: Comparaison entre la turbidité aval mesurée et prédite sur les données de test	76
Figure 3.9: Comparaison entre la turbidité aval mesurée et prédite sur l'ensemble des données	78

Figure 4.1: Comparaison des scénarios d'optimisation selon le score global	95
Figure 4.2: Comparaison entre la turbidité aval mesurée, la prédiction actuelle et la prédiction du scénario optimisé S7	98
Figure 4.3: Effet du scénario optimisé S7 sur la turbidité aval moyenne prédite.....	99
Figure 4.4: Relation entre la perte de charge et la turbidité aval prédite pour l'état actuel et le scénario optimisé S7	101

Liste des abréviations

ADC	Algerian Desalination Company
AEC	Algerian Energy Company
CU	Coefficient d'uniformité
GCB	Génie Civil et Bâtiment
KPI	Key Performance Indicator (Indicateur clé de performance)
MAE	Mean Absolute Error (Erreur absolue moyenne)
MATLAB	MATrix LABoratory
MES	Matières en suspension
NaCl	Chlorure de sodium
NN	Neural Network (Réseau de neurones)
NTU	Nephelometric Turbidity Unit
OMS	Organisation Mondiale de la Santé
ORP	Oxidation Reduction Potential (Potentiel d'oxydoréduction)
PANN	Physics-Assisted Neural Network
PE	Polyéthylène
PINN	Physics-Informed Neural Network
Ppm	Parties par million
RMSE	Root Mean Square Error (Racine de l'erreur quadratique moyenne)
SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition
SDI	Silt Density Index
SDI₁₅	Silt Density Index mesuré sur 15 minutes
SWRO	Seawater Reverse Osmosis
TDS	Total Dissolved Solids
TE	Taille effective
TSS	Total Suspended Solids (Matières en suspension totales)
VFD	Variable Frequency Drive

Introduction générale

Introduction générale

L'accès à l'eau potable constitue l'un des défis les plus pressants du XXI^e siècle, particulièrement dans les régions arides et semi-arides où la pression démographique et les effets du changement climatique exacerbent la raréfaction des ressources hydriques conventionnelles. À l'échelle mondiale, près de deux milliards de personnes vivent dans des zones soumises à un stress hydrique élevé, et les projections climatiques actuelles laissent entrevoir une aggravation significative de cette situation au cours des prochaines décennies (UNESCO, 2023).

Face à ce constat, le dessalement de l'eau de mer s'est progressivement imposé comme une solution technologique incontournable, permettant de mobiliser une ressource quasi-illimitée pour répondre aux besoins en eau potable des populations côtières. À l'échelle mondiale, la capacité installée de dessalement a connu une croissance exponentielle, dépassant les 100 millions de mètres cubes par jour en 2020, avec une concentration marquée dans les régions du Moyen-Orient, d'Afrique du Nord et du pourtour méditerranéen (IDA, 2020).

Dans ce contexte, l'Algérie a engagé depuis le début des années 2000 un programme ambitieux de dessalement de l'eau de mer afin de sécuriser l'alimentation en eau potable de ses zones côtières densément peuplées. Ce programme a conduit à la construction de plusieurs grandes stations de dessalement le long du littoral algérien, parmi lesquelles la station de Corso, située à l'est d'Alger, figure parmi les plus importantes du pays. Dotée d'une capacité de production significative, cette installation repose sur la technologie de l'osmose inverse à haute pression, dont la performance et la pérennité sont étroitement conditionnées par la qualité du prétraitement de l'eau de mer brute. Or, les filtres rapides pressurisés à bi-couche, constitués de sable et d'anthracite, qui assurent cette fonction de clarification, sont soumis à des contraintes opérationnelles complexes et variables : fluctuations saisonnières de la turbidité liées aux épisodes pluvieux et aux crues côtières, phénomènes de colmatage progressif du lit filtrant, et risques de dépassement des seuils de qualité imposés en amont des membranes d'osmose inverse.

Malgré le rôle critique de ces filtres dans la chaîne de traitement, leur gestion opérationnelle repose encore largement sur des approches empiriques et réactives, faute d'outils adaptés de suivi et de modélisation prédictive. Les données d'exploitation disponibles à la station de Corso mesures de perte de charge, de turbidité amont et aval, de débit et de durée de cycle constituent pourtant une source d'information riche, dont l'exploitation systématique pourrait permettre de mieux comprendre et anticiper le comportement des filtres. C'est dans cette perspective que s'inscrit le

présent mémoire, qui propose une démarche originale fondée sur l'analyse opérationnelle des cycles de filtration, la construction d'indicateurs de performance clés (KPI), et le développement d'un modèle hybride de type Physics-Assisted Neural Network (PANN). En associant la connaissance physique des mécanismes de filtration et de colmatage aux capacités d'apprentissage automatique des réseaux de neurones artificiels, cette approche vise à produire un outil prédictif performant et physiquement cohérent, capable de guider l'optimisation des conditions d'exploitation des filtres rapides.

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres :

- Le **premier chapitre** est consacré à l'état de l'art sur la filtration rapide, en présentant les principes généraux de la filtration, les mécanismes de colmatage, l'influence des paramètres granulométriques et les indicateurs de performance habituellement utilisés dans ce domaine.
- Le **deuxième chapitre** présente le site d'étude, en décrivant la station de dessalement de Corso, son processus de traitement, et les caractéristiques techniques des filtres pressurisés bi-couche qui font l'objet de cette étude.
- Le **troisième chapitre** expose la méthodologie de structuration des données en cycles de filtration, la définition des KPI, l'analyse statistique des performances sur la période de suivi, et la construction du modèle PANN, incluant ses fondements physiques, son architecture et ses résultats de validation.
- Le **quatrième chapitre** est dédié à l'optimisation par scénarios paramétriques, en évaluant différentes configurations de hauteur de lit et de vitesse de filtration à l'aide du modèle développé, afin d'identifier la configuration la plus performante pour réduire la turbidité en sortie et les incidents opérationnels.

Chapitre I : État de l'art

Chapitre I : Etat de l'art

1 Chapitre I : Etat de l'art

1.1 Introduction

Le dessalement est le procédé par lequel les sels minéraux dissous dans l'eau de mer ou les eaux saumâtres sont éliminés afin de produire une eau douce destinée à la consommation humaine ou à des usages agricoles. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées, telles que la distillation, l'électrodialyse, l'échange d'ions et l'osmose inverse. Face à la raréfaction des ressources en eau douce, cette technique s'est imposée comme une solution stratégique dans les régions arides, dont l'Algérie, où la filtration rapide sur milieu granulaire constitue une étape de prétraitement indispensable à la protection des membranes et à la pérennité du procédé

1.1.1 Les eaux de dessalement

Les eaux de mer et les eaux saumâtres sont deux catégories d'eaux salées qui se distinguent essentiellement par leur niveau de salinité et leurs caractéristiques chimiques.

- **Eaux de mer**

L'eau de mer est une solution saline naturelle dont la salinité moyenne est d'environ 35 g/L, composée principalement de chlorure de sodium (NaCl) et d'autres ions dissous tels que le magnésium, le calcium et le potassium. Son pH légèrement alcalin (7,5–8,4) et sa densité élevée la distinguent de l'eau douce. La salinité varie selon les régions, allant de 36–39 g/L en mer Méditerranée à plus de 270 g/L pour la Mer Morte(Madoui, 2023)

- **Eaux saumâtres**

Les eaux saumâtres présentent une salinité intermédiaire comprise entre 500 et 30 000 ppm, situant entre celle des eaux douces et des eaux marines. Elles résultent généralement du mélange d'eau douce et d'eau de mer dans les estuaires ou les aquifères souterrains, et leur composition varie selon la nature des sols traversés. En raison de leur teneur en sel, elles ne sont pas directement potables et nécessitent un traitement avant toute consommation humaine(Madoui, 2023).

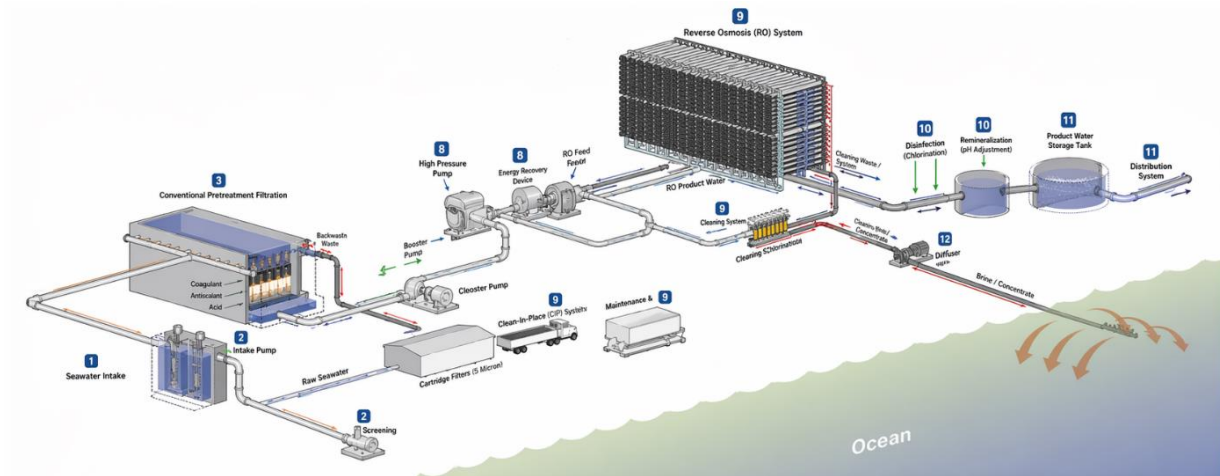


Figure 1.1:Schéma d'une usine type de dessalement de l'eau de mer (Voutchkov, 2017)

1.2 La filtration dans le traitement de l'eau

1.2.1 Principe général de la filtration

La filtration constitue une étape clé dans le traitement de l'eau potable et industrielle. Elle intervient après la coagulation, la floculation et la décantation pour éliminer les particules résiduelles et garantir une qualité conforme aux normes internationales (Gholikandi et al., 2012), notamment une turbidité inférieure à 1 NTU. Son principe repose sur le passage de l'eau à travers un média filtrant granulaire sable, anthracite ou matériaux similaires. Les particules sont retenues par des mécanismes physiques et physico-chimiques combinés, permettant des taux de rétention supérieurs à 99 % pour les particules de taille supérieure à 1 μm (Labhasetwar & Yadav, 2023). Dans les installations de dessalement, la filtration joue un rôle protecteur essentiel vis-à-vis des membranes d'osmose inverse, en limitant les phénomènes d'encrassement, en prolongeant leur durée de vie et en améliorant l'efficacité énergétique globale de l'installation (Issa & Khudair, 2023).

Selon les objectifs de traitement, deux grandes catégories s'appliquent :

- **La filtration lente** sur sable, adaptée aux faibles débits (Kadouche et al., 2018).
- **La filtration rapide** sur média filtrant, privilégiée pour les installations à débit élevé (Kadouche et al., 2018).

Chacune se distinguant par ses mécanismes et ses domaines d'application :

1.2.2 La filtration lente

Le filtre à sable lent est le type de filtre à grande échelle le plus ancien. L'eau y circule à travers une couche de sable d'environ 90 cm, puis une couche de gravier, avant d'atteindre le drain inférieur. La vitesse de filtration est faible, généralement comprise entre 0,04 et 0,4 m/h. Sa particularité réside dans le développement à la surface du sable d'une couche biologique active appelée *schmutzdecke*, composée de débris et de micro-organismes, qui assure la dégradation des matières organiques et la rétention des particules inorganiques fines, conférant à ce procédé une efficacité à la fois physique et biologique (Saker, n.d.)

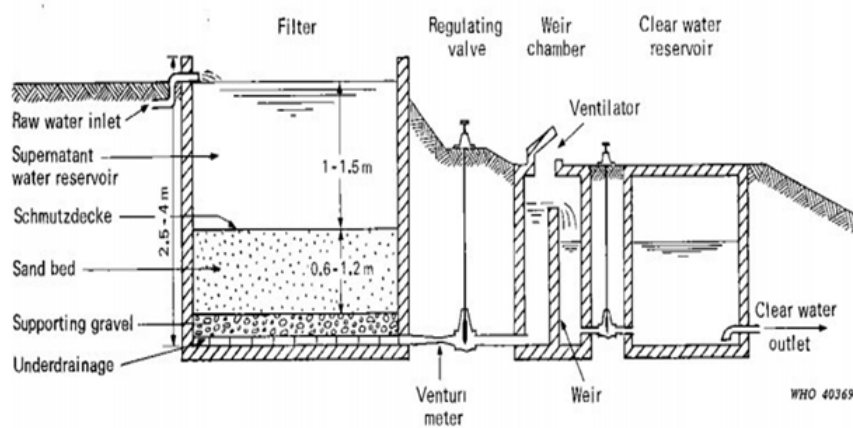


Figure 1.2 : schéma de principe d'un filtre lent(Saker, n.d.)

1.2.3 La filtration rapide

Contrairement à la filtration lente, la filtration rapide fonctionne à des vitesses plus élevées et repose principalement sur des mécanismes physiques et physico-chimiques (Saker, n.d.). Au cours du cycle de filtration rapide, l'eau s'écoule à travers le milieu filtrant selon un gradient granulométrique décroissant, entraînant la rétention progressive des matières en suspension et de la matière organique à la surface et dans les interstices des grains. Selon la direction de l'écoulement, on distingue les filtres à courant ascendant et les filtres à courant descendant(Voutchkov, 2017).

L'efficacité d'élimination de la matière organique dissoute par les filtres rapides dépend de trois paramètres principaux : la hauteur du lit filtrant, la charge hydraulique surfacique et la température(Voutchkov, 2017).

L'accumulation des solides dans la porosité du média réduit progressivement le volume poreux disponible, générant une augmentation des pertes de charge. La plupart des filtres rapides

fonctionnant à débit constant, la pression d'entrée augmente au fil du cycle jusqu'à atteindre un seuil prédéterminé, déclenchant alors l'arrêt du filtre et le lavage à contre-courant pour évacuer les solides accumulés(Voutchkov, 2017).

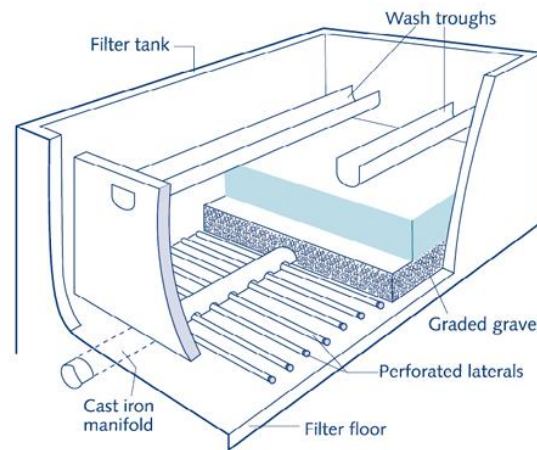


Figure 1.3: schéma de principe d'un filtre rapide
(Labhasetwar & Yadav, 2023)

1.3 Principe et mécanismes de la filtration rapide

1.3.1 Principe de fonctionnement du filtre rapide

La filtration rapide sur lit granulaire est un procédé de séparation solide-liquide largement utilisé 6 et 20 m/h(Saker, n.d.). À ces vitesses élevées, les processus biologiques deviennent négligeables, ce qui distingue fondamentalement ce procédé de la filtration lente : la filtration rapide repose essentiellement sur des mécanismes physiques et physico-chimiques de rétention des particules. L'efficacité du processus dépend de trois catégories de facteurs interdépendants : les caractéristiques de la suspension à filtrer (nature, taille et concentration des particules, température de l'eau), les caractéristiques du milieu filtrant (nature du média, granulométrie, épaisseur du lit) et les conditions hydrauliques (débit de filtration, perte de charge, qualité recherchée de l'effluent)(Mahanna et al., 2024). Au cours de la filtration, les particules retenues s'accumulent progressivement dans la porosité du lit, entraînant son colmatage et une augmentation de la perte de charge. Le cycle de filtration, qui correspond à la période entre deux lavages consécutifs, prend fin lorsque la perte de charge maximale admissible est atteinte ou lorsque la qualité du filtrat se détériore (percée)(Logsdon et al., 2002). Un lavage à contre-courant permet alors de régénérer le média filtrant et de restaurer ses capacités initiales. Les médias couramment utilisés incluent le sable de silice, l'antracite et le grenat(Gholikandi et al., 2012), auxquels s'ajoute la Filtralite utilisée à la station de CORSO, dont la faible densité et la structure poreuse favorisent une filtration

en profondeur optimale. Un média filtrant idéal se caractérise par une granulométrie et un poids spécifique permettant un lavage efficace avec un minimum d'eau, tout en assurant une élimination maximale des particules et une qualité d'effluent constante.

1.3.2 Phases du cycle de filtration

1.3.2.1 Mécanismes de capture des particules

Le retrait des particules au sein d'un filtre granulaire ne se limite pas à un simple tamisage. Il résulte d'une combinaison de phénomènes physiques et chimiques qui se déroulent dans la masse du média filtrant. On distingue généralement deux étapes : le transport des particules vers la surface des grains et leur attachement.

- **Tamisage (ou rétention mécanique)** : Les particules dont la taille est supérieure aux interstices du média sont piégées mécaniquement.
- **Sédimentation** : Les particules les plus denses se déposent sur les grains du média par gravité au sein des pores (Labhasetwar & Yadav, 2023).
- **Interception et Diffusion** : Les particules suivent les lignes de courant et entrent en contact avec le média (interception) ou, pour les plus fines ($< 1 \mu\text{m}$), sont transportées par mouvement brownien (diffusion).
- **Adsorption et forces de surface** : Une fois le contact établi, des forces physico-chimiques (forces de van der Waals, interactions électrostatiques) permettent l'adhésion des particules sur les grains (Labhasetwar & Yadav, 2023). L'efficacité de cette étape peut être améliorée par une coagulation préalable, qui réduit les forces de répulsion entre les particules et le média.

1.3.2.2 Percée du filtre

La percée marque la fin technique du cycle de filtration. Elle survient lorsque le média est saturé ou que les forces de cisaillement hydrauliques deviennent trop importantes au sein des pores obstrués, provoquant le détachement des particules précédemment captées.

Deux critères principaux déterminent la fin d'un cycle :

- La percée de turbidité : Une augmentation soudaine de la turbidité dans l'eau filtrée, signalant que le filtre ne retient plus les impuretés de manière adéquate.

- La perte de charge maximale : L'accumulation de matières augmente la résistance à l'écoulement(Pereira et al., 2023). Lorsque la perte de charge (ΔP) atteint une valeur limite prédéfinie, un lavage à contre-courant (rétro lavage) est déclenché pour régénérer le média.

Dans les systèmes pressurisés, le gradient de pression peut être maintenu plus longtemps, mais une surveillance rigoureuse de la qualité de l'eau est nécessaire pour éviter que la percée ne compromette les étapes de dessalement en aval(Issa & Khudair, 2023).

1.3.2.3 Lavage contre-courant

Le lavage à contre-courant est une opération de régénération du milieu filtrant intervenant à l'issue d'un cycle de filtration, lorsque la perte de charge atteint un seuil prédéfini ou lorsque la qualité de l'effluent se détériore. Ce processus consiste à inverser le sens de l'écoulement par rapport à la phase de filtration : l'eau de lavage (eau saline source filtrée ou concentrat d'osmose inverse) circule de bas en haut à travers le lit filtrant, provoquant l'expansion du média, le décollement des particules retenues et leur transport vers les goulottes d'évacuation. La fréquence de lavage est généralement comprise entre 24 et 48 heures.

La séquence de lavage à contre-courant comporte trois étapes :

- **Un lavage à l'eau** : Le premier lavage à l'eau vise principalement à éliminer les solides grossiers accumulés dans les pores du milieu filtrant.
- **Un lavage à l'air** : Le lavage à l'air qui suit crée une plus grande turbulence et améliore le décollement des particules, permettant également d'éliminer les solides fins et une partie du biofilm bactérien accumulé sur les grains du milieu filtrant.
- **Un second lavage à l'eau du milieu** : qui vise à éliminer les solides et l'air accumulés dans le milieu et à préparer le lit filtrant pour un nouveau cycle de filtration.

La durée de chaque cycle de lavage à contre-courant (eau et air) est fonction de la teneur en solides de l'eau source et de la profondeur du milieu filtrant, et elle est typiquement comprise entre 5 et 8 minutes. Par ailleurs, la vitesse de lavage est ajustée de manière à assurer une expansion du lit filtrant typiquement comprise entre 20 et 30 %, garantissant une efficacité optimale du nettoyage sans perte de média filtrant.

Ainsi, le lavage à contre-courant permet de restaurer les performances hydrauliques et épuratoires du filtre, en éliminant les particules accumulées et en réduisant la perte de charge(Voutchkov, 2017).

1.3.2.4 Maturation du filtre :

La maturation désigne la phase initiale du cycle de filtration qui suit le lavage à contre-courant. Durant les 15 à 45 premières minutes de remise en service, l'eau produite présente des niveaux de turbidité et de SDI supérieurs aux seuils acceptables pour l'osmose inverse, et est donc généralement rejetée. Cette période correspond à la reconstruction progressive de la capacité de rétention du média filtrant par accumulation de solides autour des grains. Afin d'optimiser les performances du prétraitement, la durée de maturation doit être maintenue aussi courte que possible, idéalement inférieure à 15–20 minutes. Un lavage trop long prolonge cette phase, tandis qu'un lavage insuffisant conduit à une élimination incomplète des solides et à un raccourcissement progressif des cycles de filtration. Une optimisation du programme de lavage permet d'atteindre des cycles longs de 24 à 48 heures associés à des temps de maturation courts, améliorant ainsi l'efficacité globale du prétraitement (Voutchkov, 2017).

Types de filtres rapides

Selon la force motrice de la filtration, les filtres à milieu granulaire sont classés en deux catégories : les filtres gravitaires et les filtres sous pression.

Les principales différences entre ces deux types de filtres concernent :

- La charge hydraulique (hauteur de pression) nécessaire pour faire circuler l'eau à travers le lit filtrant,
- La vitesse de filtration
- Le type d'ouvrage ou de réacteur contenant le milieu filtrant.

En raison du coût élevé de construction des cuves sous pression, notamment pour assurer une résistance à la corrosion au contact de l'eau, les filtres sous pression sont généralement utilisés dans les installations de dessalement par osmose inverse de petite et moyenne capacité (Voutchkov, 2017).

1.3.2.5 Filtres gravitaires

Les filtres à gravité se présentent typiquement sous forme de structures en béton armé et fonctionnent avec une perte de charge à travers le milieu comprise entre 1,8 et 3,0 mètres. La pression hydrostatique au-dessus du lit filtrant fournit la force nécessaire pour compenser les pertes de charge dans le milieu. Les filtres à gravité à courant descendant, mono-étagés et à double couche

(anthracite/sable), représentent la technologie de prétraitement par filtration dominante pour les usines de dessalement d'une capacité supérieure à 40 000 m³/j (Voutchkov, 2017). Les rendements d'élimination dépassent souvent 90 % et peuvent atteindre 99,5 % dans des conditions optimales, mais tombent sous 50 % si le prétraitement est inadéquat. L'efficacité dépend de la qualité de l'eau brute, du prétraitement, de la conception du filtre, ainsi que du type et de l'épaisseur du média filtrant (Issa & Khudair, 2023).



Figure 1.4: Les filtres gravitaires
(Kadouche et al., 2018)

1.3.2.6 Filtres pressurisés

Le système de filtres pressurisés est un dispositif de filtration dans lequel l'eau est forcée de traverser un milieu filtrant (tel que le sable, l'anthracite ou d'autres matériaux granulaires) à l'intérieur d'une cuve fermée sous pression. Contrairement aux filtres gravitaires, l'écoulement de l'eau est assuré par une pression hydraulique générée par des pompes, ce qui permet d'atteindre des vitesses de filtration plus élevées et d'occuper un espace plus réduit. Ce type de filtration est couramment utilisé dans les systèmes de traitement et de prétraitement des eaux, notamment pour l'élimination des matières en suspension et la réduction de la turbidité. L'avantage de ces systèmes réside dans leur capacité à traiter des eaux avec des turbidités variables, tout en réduisant celles-ci d'au moins 90 %, rendant ainsi l'eau plus apte à des traitements ultérieurs (Issa & Khudair, 2023). Selon la configuration du lit filtrant, on distingue les filtres à mono-milieu et les filtres à bi-milieus, l'influence de ces configurations sur les performances de filtration (Madoui, 2023).



Figure 1.5: les filtres pressurisés
(Kadouche et al., 2018)

Les filtres pressurisés existent en deux types :

- **Les filtres pressurisés verticaux :** sont utilisés dans les petites installations, avec un diamètre maximal de 3 mètres par cuve (Voutchkov, 2017)

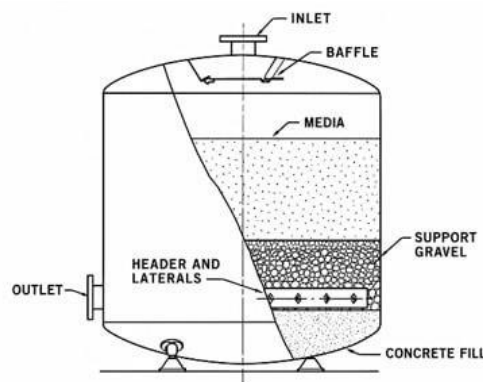


Figure 1.6: filtre pressurisé

- **Les filtres pressurisés horizontaux :** sont plus répandus dans les usines de dessalement et constituent la solution privilégiée pour les installations de moyenne et grande taille (Voutchkov, 2017)

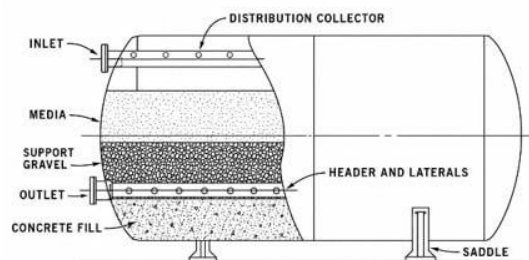


Figure 1.7: filtre pressurisée horizontale
(Kadouche et al., 2018)

Afin de mieux comparer ce type de filtre avec le filtre gravitaire, le tableau suivant présente les principaux avantages de chaque procédé

Tableau 1.1: Comparaison entre filtre gravitaire et filtre pressurisée. Source : (Saker, n.d.), (Kadouche et al., 2018)
Afin de mieux comparer ce type de filtre avec le filtre gravitaire,

Type de filtre	Filtre gravitaire	Filtre pressurisée
Avantage	- Meilleure élimination des matières algales dans l'eau brute - Consommation électrique réduite - Meilleure gestion des pics de turbidité	- Coûts de construction réduits - Installation plus simple - Emprise au sol plus petite.
Inconvénient	-Nécessite un prétraitement chimique. --N'élimine pas les agents pathogènes aussi efficacement que les filtres à sable lents	-Moins fiables que les filtres à gravité. -Le lit filtrant ne peut pas être observé pendant le fonctionnement.
Média filtrant	Du sable. Ou du sable et du charbon anthracite. Ou du sable, du charbon anthracite et du grenat.	Du sable. Ou du sable et du charbon anthracite. Ou du sable, du charbon anthracite et du grenat.
Mécanisme de filtration	Principalement l'adsorption. Également un certain filtrage.	Principalement adsorption. Également un peu de filtration.
Méthode de nettoyage	Lavage contre-courant	Lavage contre-courant

1.4 Influence de l'épaisseur du lit et de la granulométrie

L'efficacité de la filtration rapide dans le prétraitement pour le dessalement est directement influencée par la configuration physique du lit filtrant, notamment son épaisseur et la nature des matériaux utilisés (mono ou bi-milieux)

1.4.1 Epaisseur du filtre

L'épaisseur du lit est un paramètre de conception critique qui détermine le temps de contact entre l'eau et le média, ainsi que la capacité de stockage des impuretés(Issa & Khudair, 2023).

- **Efficacité de rétention** : Un lit plus épais augmente le nombre de sites d'adsorption et les opportunités de capture des particules par sédimentation ou interception(Kadouche et al., 2018). Cela permet généralement d'obtenir une eau filtrée de meilleure qualité et de retarder l'apparition de la percée de turbidité.
- **Perte de charge** : En contrepartie, une épaisseur accrue augmente la résistance hydraulique initiale. La perte de charge (ΔP) évolue proportionnellement à la profondeur du lit ; un lit trop épais peut donc conduire à atteindre prématurément la limite de pression admissible, nécessitant des lavages plus fréquents(Pereira et al., 2023).
- **Optimisation** : Le choix de l'épaisseur résulte d'un compromis entre la qualité d'eau requise pour protéger les membranes d'osmose inverse et la consommation énergétique liée aux pertes de charge(Issa & Khudair, 2023).

1.4.2 Granulométrie du média

La filtration sur milieux granulaires est le procédé le plus couramment utilisé pour le prétraitement de l'eau salée dans les usines de dessalement par osmose inverse à travers le monde. Ce procédé consiste à traiter l'eau brute à l'aide d'une ou de plusieurs couches de milieux naturels, tels que l'anthracite, la pierre ponce, le sable et le grenat.

La granulométrie, l'épaisseur, la masse volumique et la configuration de ces milieux filtrants sont déterminées de manière à retenir plus de 99 % des matières en suspension présentes dans l'eau brute et à produire une eau filtrée de faible turbidité, généralement inférieure à 0,3 NTU, ainsi qu'une teneur en limon (SDI_{15}) inférieure à 5 (au moins 95 % du temps). Cette qualité d'eau est compatible pour une séparation ultérieure par membranes d'osmose inverse(Voutchkov, 2014).

1.4.2.1 Taille effective (TE)

La taille effective d'un milieu filtrant est définie comme l'ouverture du tamis laissant passer 10 % des grains (en masse) ont un diamètre inférieur(Voutchkov, 2017).

Plus la taille effective est faible, plus la qualité de l'eau filtrée sera meilleure mais le colmatage sera rapide. En général, la taille effective du sable utilisée dans les filtres rapides se situe entre 0,45 et 0,7 mm (Mažeikienė & Šarko, 2021)

1.4.2.2 Coefficient d'uniformité (CU)

Le coefficient d'uniformité est le rapport entre l'ouverture du tamis pour laquelle 60 % des grains sont plus petits et la taille effective :

$$CU = \frac{d_{60}}{d_{10}} \quad (1)$$

Le coefficient d'uniformité est un paramètre important car il indique à quel point les particules du milieu filtrant sont homogènes en taille. En général, pour un même diamètre de grains, une augmentation du coefficient d'uniformité permet d'allonger la durée des cycles de filtration (Voutchkov, 2017).

Tableau 1.2: les caractéristiques des média filtrants. Source : (Kadouche et al., 2018)

Type de média	Taille effective des grains (mm)	La densité spécifique (Tonnes\ m ³) (lb/ft ³)	Coefficient uniformité
Pierre ponce	0.8-2.0	1.2 (75)	1.3-1.8
Anthracite	0.8-2.0	1.4-1.7 (87-104)	1.3-1.8
Sable siliceux	0.4-0.8	2.60-2.65 (162-165)	1.2-1.6
Grenat	0.2-0.6	3.50-4.30 (218-268)	1.5-1.8

1.4.3 Relation entre épaisseur de lit filtrant et la taille effective du média

Dépend généralement de la taille du média filtrant. Une règle pratique indique que le rapport entre l'épaisseur du lit filtrant (d, en millimètres) et la taille effective du média (de, en millimètres), soit 1/de, doit être comprise entre 1 000 et 1 500.

Par exemple, si la taille effective du média sable est choisie à 0,6 mm l'épaisseur de la couche de sable devrait de préférence être comprise entre 0,6 et 1,0 m (2,1 et 3,0 pieds) (Voutchkov, 2014).

1.4.4 Configuration des médias filtrants :

Selon le nombre et la nature des couches constituant le lit filtrant, on distingue principalement les filtres mono-média et les filtres bi-milieus, dont les caractéristiques et les performances diffèrent :

- **Filtre Mono-média**

Les filtres mono-média sont réservés au prétraitement d'eaux souterraines de faible charge (turbidité < 2 NTU, TSS < 3 mg/L, SDI < 6), en raison de leur faible adaptabilité aux variations de qualité de l'eau source. L'usine de Tampa Bay en Floride reste la seule installation à grande échelle à les utiliser (Mahanna et al., 2024)

Ces filtres utilisent un seul matériau filtrant, généralement du sable calibré. Après contre-lavage, la sédimentation différentielle des grains entraîne une stratification inverse : les fines particules se retrouvent en surface et les plus grosses au fond, ce qui optimise la rétention des particules en entrée du filtre (Saker, n.d.)

De plus, comme seuls les 4 à 5 cm supérieurs du lit sont utilisés, la capacité de rétention des solides du lit est faible, ce qui réduit la durée de fonctionnement du filtre (Saker, n.d.)

- **Filtre bi-milieus (Filtralite + sable)**

Les filtres bi-milieus associent deux matériaux filtrants aux propriétés physiques contrastées (Mahanna et al., 2024). La Filtralite (faible densité, granulométrie grossière) en couche supérieure, et le sable quartzeux en couche inférieure. Cette stratification, maintenue naturellement après le contre-lavage, induit une filtration en profondeur : les particules volumineuses sont interceptées dans la couche d'antracite tandis que les fines migrent jusqu'au lit de sable (Labhasetwar & Yadav, 2023). La configuration bi-milieus utilisant Filtralite et le sable constitue une stratégie de filtration avancée conçue pour optimiser la rétention des particules et prolonger la durée de fonctionnement. En combinant deux matériaux aux propriétés physiques contrastées, ce système permet une « filtration en profondeur », plus efficace que la filtration de surface typique des lits à média unique.

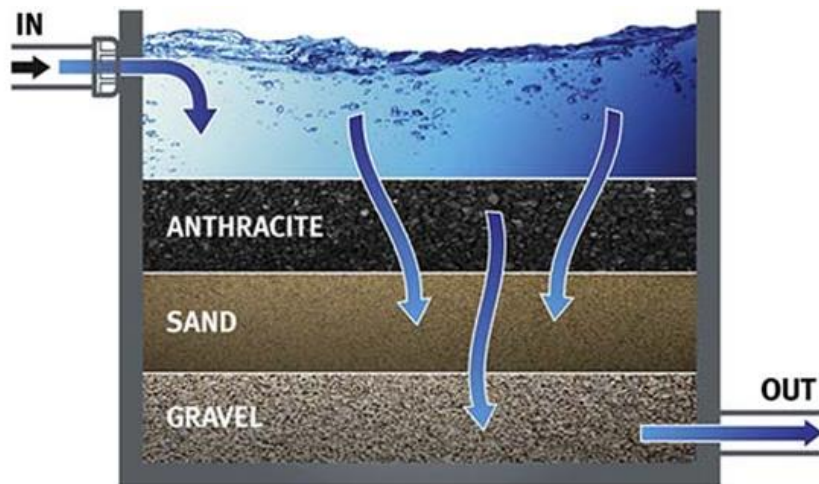


Figure 1.8: filtre bi milieux (anthracite sable) avec un lit de gravier[6]

1.5 Indicateurs de performance de la filtration rapide

L'évaluation de la performance d'un système de filtration rapide repose sur le suivi de plusieurs indicateurs clés permettant d'assurer une qualité d'eau compatible avec les étapes de dessalement en aval, en particulier la protection des membranes d'osmose inverse.

1.5.1 La turbidité du filtrat

La turbidité du filtrat constitue l'indicateur principal de la qualité de l'eau produite, reflétant l'efficacité du filtre à retenir les matières en suspension et les colloïdes. Dans des conditions optimales, la filtration rapide permet une réduction de la turbidité supérieure à 99,5 %. Dans le cadre du prétraitement pour le dessalement, la turbidité du filtrat est généralement maintenue entre 0,1 et 0,3 NTU, afin de limiter le risque d'encrassement des membranes d'osmose inverse (Mažeikienė & Šarko, 2021). Cet indicateur est souvent complété par la mesure de l'indice de densité de limon (SDI), qui permet d'évaluer plus précisément le potentiel de colmatage des membranes par les particules fines (Mažeikienė & Šarko, 2021).

1.5.2 La perte de charge (ΔP)

La perte de charge représente la résistance hydraulique opposée par le lit filtrant au passage de l'eau. Elle augmente progressivement au cours du cycle de filtration en raison de l'accumulation des particules dans les pores du média phénomène désigné sous le nom de colmatage (Pereira et al., 2023). Son évolution dépend de la turbidité de l'eau d'alimentation et de la vitesse de filtration : une augmentation de la turbidité de l'eau brute de 10 à 30 NTU peut ainsi entraîner une hausse de la perte de charge de 81 cm à plus de 100 cm pour une même durée de fonctionnement

(Kadouche et al., 2018). Le cycle est généralement interrompu lorsque la perte de charge atteint une valeur limite comprise entre 1,5 et 3 m, selon la conception du filtre (Issa & Khudair, 2023).

1.5.3 La durée du cycle de filtration

La durée du cycle, définie comme l'intervalle entre deux lavages à contre-courant successifs, constitue un indicateur clé de performance du filtre. Elle dépend principalement de la qualité de l'eau brute et de la vitesse de filtration : une augmentation de cette dernière de 180 à 360 m³/m²/j peut réduire la durée moyenne du cycle de 33,5 à 13,7 heures. En pratique, le cycle prend fin soit lorsque la perte de charge maximale admissible est atteinte, soit lors d'une percée de turbidité. Dans une exploitation optimale, ces deux limites tendent à être atteintes simultanément afin de maximiser l'utilisation du média filtrant (Issa & Khudair, 2023).

1.5.4 Fréquence de lavage

La fréquence et la durée du lavage à contre-courant constituent des paramètres opérationnels essentiels. Cette opération, également appelée rétro lavage, permet de régénérer le média filtrant en éliminant les particules accumulées dans le lit. Elle consomme généralement entre 1 % et 5 % de la production quotidienne, proportion pouvant atteindre 15 % pour des eaux brutes fortement chargées. L'efficacité du lavage est souvent améliorée par l'utilisation combinée d'air et d'eau. À l'inverse, un lavage insuffisant ou trop peu fréquent peut conduire à un colmatage irréversible et réduire la durée de vie du média filtrant (Issa & Khudair, 2023).

1.6 Conclusion

Un état de l'art a été présenté dans ce chapitre des fondements théoriques et opérationnels de la filtration rapide sur milieu granulaire. Les mécanismes de capture, les phénomènes de maturation et de percée, ainsi que l'influence de la configuration du lit filtrant ont été examinés, mettant en évidence la complexité des interactions qui déterminent les performances d'un filtre en exploitation. Les indicateurs retenus turbidité du filtrat, perte de charge, durée de cycle et fréquence de lavage, constituent les outils d'évaluation qui seront mobilisés dans les chapitres suivants pour l'analyse des données issues des deux lignes de filtration de la station de Corso.

**Chapitre II : Présentation du site d'étude Station de
dessalement de CORSO et filtres pressurisés**

2 Chapitre II : Présentation du site d'étude : Station de dessalement de CORSO et filtres pressurisés

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la station de dessalement d'eau de mer de Corso, site d'étude retenu pour ce travail. Après une présentation générale de l'installation et de sa localisation, les différentes étapes du procédé de traitement sont décrites, depuis la prise d'eau de mer jusqu'à la production d'eau potable. Une attention particulière est accordée au système de prétraitement et aux filtres rapides à sable, qui constituent l'objet principal de cette étude.

2.2 Présentation de la station

La station de dessalement d'eau de mer (SDEM), occupant une superficie de 6,15 hectares, vise à réduire le stress hydrique en produisant une eau potable conforme aux normes internationales de qualité. Elle utilise la technologie d'osmose inverse (SWRO – *Seawater Reverse Osmosis*). (GCB, n.d.)

L'installation dispose d'une capacité totale de production de 80 000 m³/jour, répartie en deux chaînes de production relativement indépendantes, chacune d'une capacité de 40 000 m³/jour. (GCB, n.d.)

Chaque chaîne comprend quatre unités de dessalement, garantissant ainsi une meilleure disponibilité et fiabilité de l'usine. (GCB, n.d.)

Elle a été conçue et réalisée par l'entreprise algérienne ADC (Algerian Desalination Company), le plus souvent en association ou avec la participation de la société de Génie Civil et Bâtiment GCB. (Madoui, 2023)



Figure 2.1: la station de dessalement de
Les principales entreprises impliquées dans la réalisation et l'exploitation de cette station sont présentées ci-après :

- ❖ **La société nationale de Génie Civil et Bâtiment :** impliquée dans la réalisation et exploitation de ce projet de dessalement, est une société issue de restructuration de Sonatrach créée le 1er Aout 1981. GCB opère plusieurs activités telles que la construction mécanique et la maintenance industrielle (Madoui, 2023)
- ❖ **Algerian Desalination Company (ADC) :** est une filiale du groupe Sonatrach, spécialisée dans le développement, la réalisation et l'exploitation des usines de dessalement d'eau de mer en Algérie. L'ADC est issue de la restructuration de la Algerian Energy Company (AEC), ancienne filiale de Sonatrach, devenue en 2025 l'entité de référence dédiée exclusivement au dessalement et au renforcement de la sécurité hydrique nationale.



Figure 2.2: logo de l'entreprise GCB et ADC

2.2.1 Localisation de la station

La station de dessalement de CORSO est stratégiquement située dans la wilaya de Boumerdes à environ de 25 km à l'est d'Alger

Elle se trouve plus précisément dans la commune de CORSO entre l'oued CORSO à l'est et l'oued boudouaou à l'ouest avec le djebel Nador au sud

Les coordonnées géographiques de la station sont les suivantes :

Latitude 36.76619° Nord

Longitude 3.44606° Est (Cherarak & Hallali, 2023)



Figure 2.3: carte géographique de la SDEM corso

2.3 Description du processus du dessalement :

La station comporte plusieurs zones, incluant notamment

2.3.1 Prise d'eau de mer

Le captage de l'eau de mer est la première opération qui s'effectue au niveau de la station. Cette phase a pour objectif de capter l'eau de mer par gravité dans un réservoir de réception, Éliminer les particules grossières et préparer l'eau pour la phase de filtration(Madoui, 2023).

- **Tour de captage**

Pour garantir un bon captage de l'eau de mer, deux tours circulaires en béton de diamètre extérieur de 3.4m sont construites au niveau de la bathymétrie -14.6m.

Chaque tour contient six (06) fenêtres d'admission (1.38X1.5m) situées à 2.3 m du fond marin équipées par des grilles amovibles avec un espacement de 10×10 cm et d'épaisseur de barreau de 1 cm. Un trou d'homme de 2 m de diamètre est prévu sur la couverture de chaque tour pour faciliter l'inspection (GCB, n.d.).

- **Conduite d'admission**

Afin de véhiculer le débit nécessaire pour la production de 80000m³/j et en tenant compte d'un excès de 3% de production, deux conduites de diamètre 1400mm, SR26 et de longueur unitaire 875m (800m offshore et 75m onshore) ont été posées. Chaque conduite peut véhiculer la totalité du débit qui est de 8186m³/h.

Le dimensionnement de la conduite a tenu compte de la haute marée qui est de +0.7m et de la basse marée qui est de -0.34m(GCB, n.d.).

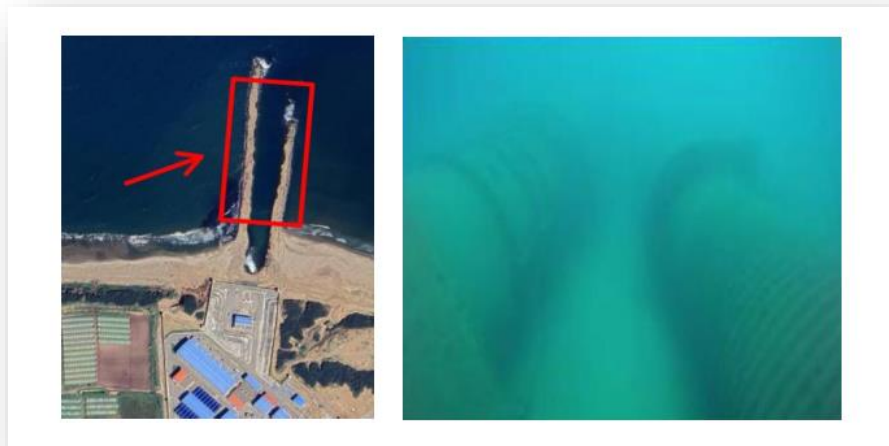


Figure 2.4: conduite d'admission(Madoui, 2023)

2.3.1.1 Bâche d'admission.

La bâche d'admission est un réservoir ,conçue en béton, il a une forme rectangulaire au début puis trapézoïdale au niveau de l'aspiration des pompes(GCB, n.d.).



Figure 2.5: bache d'admission(Madoui, 2023)

Elle se compose de :

a) Vanne d'isolement

Sur l'arrivée il existe deux vannes permettent d'isoler les conduites.



Figure 2.6: vanne d'isolement(Madoui, 2023)

b) Système de dessablage

Au niveau de l'arrivée d'eau, le bassin d'admission intègre un système de dessablage conçu pour éliminer le sable transporté et déposé dans le bassin(GCB, n.d.).

c) Système de dégrillage

Un système de dégrillage grossier, situé à la prise d'eau en mer, a pour fonction de retenir les gros déchets solides (poissons etc.) provenant de la mer. Il est suivi d'un système de dégrillage fin pour éliminer les particules plus petites (GCB, n.d.).

L'ensemble du dégrilleur est divisé en trois couloirs, chacun comportant ces deux types de dégrilleurs.

- **Dégrilleur à barre**

Le dégrilleur à barre est principalement utilisé pour éliminer les gros éléments solides.



Figure 2.7: les dégrilleurs à barre (Madoui, 2023)

Ses caractéristiques sont données dans le Tableau 2.1 :

Tableau 2.1: les caractéristiques des dégrilleurs à barre de SDEM-corso. Source : (GCB, n.d.)

Quantité	03
Largeur (m)	2
Débit nominal (m3/h)	2610
Débit maximal (m3/h)	3910
Barreau (dim) (mm)	Tige verticale rectangulaire 5x50
Espacement (mm)	25
Matériau	Pièces immergées super duplex
Hauteur des barreaux (m)	12.5
Nettoyage	Avec râteau
Moteur	3Ph-400V-1.5Kw

- **Tamiseur à bande mobile**

Cette grille fine est utilisée pour l'élimination des débris fins et la protection des équipements en aval



Figure 2.8: tamiseur à bande mobile(Madoui, 2023)

Les caractéristiques techniques des tamiseurs sont résumées dans le tableau suivant :

Tableau 2.2 : les caractéristiques des tamiseurs à bande mobile de SDEM-corso. Source : (GCB, n.d.)

Quantité	03
Largeur (m)	2
Débit nominal (m3/h)	2610
Débit maximal (m3/h)	3910
Maille (dim) (mm)	3x3
Epaisseur fil (mm)	0.8
Matériau	Pièces immergées super duplex
Hauteur (m)	12.5
Vitesse de la chaîne (m/h)	2 vitesses (2-10)
Nettoyage	Automatique
Moteur	3Ph-400V-1.5Kw

2.3.2 Pompes d'alimentation d'eau de mer

La station comprend 9 pompes (8 en service, 1 de secours), dimensionnées pour assurer le pompage de l'eau de mer en compensant les pertes de charge du système de traitement(GCB, n.d.).

2.3.3 Bache de coagulation

La station comporte quatre baches de coagulation de volume unitaire 31.94 m³ qui assurent un temps de séjour très court autour d'une minute et une agitation rapide. Chaque bache est équipée d'agitateur mécanique de puissance 11 KW. Un coagulant (Chlorure ferrique) qui neutralise les charges des particules est injecté afin d'assurer la déstabilisation des particules. L'eau est ensuite véhiculée vers la zone de floculation(GCB, n.d.)



Figure 2.9: bache de coagulation(Madoui, 2023)

2.3.4 Bâche de floculation

Après la coagulation, l'eau passe dans huit 8 baches de floculation de volume unitaire de 320 m³ avec un temps de séjour de 20 minutes. Un floculant (un polymère) est injecté qui joue le rôle d'une colle entre les particules et augmente leur masse afin d'aider leur séparation dans les décanteurs lamellaires(GCB, n.d.).

Chaque bache comporte un agitateur lent à faible vitesse (11 tr/min) et de puissance 1.5 KW menu de variateur de vitesse, et de vitesse de moteur 1450 tr/min(GCB, n.d.).



Figure 2.10: Bâche de flocculation(Madoui, 2023)

2.3.5 Décanteur lamellaire

Huit décanteurs à lamelles traitent la séparation des particules en suspension dans l'eau brute pour obtenir une eau traitée propre au traitement par les filtres à sable. En prenant en compte une bonne qualité de l'eau brute (taux de MES dans l'eau inférieure à 30 ppm), les décanteurs sont contournés et l'eau passe directement vers le bassin d'eau clarifiée.

La taille de chaque décanteur est de 22 m de longueur x 10 m de largeur et lame d'eau de 5m. La charge hydraulique appliquée est 5 m³/m²/h et la vitesse de Hazen est de 0.58m/h. le tableau inclinant est incliné à 60° pour une profondeur de 0.8m. La capacité de la zone de clarification de chaque décanteur est de 7810 m³/h avec un taux de séparation de 90% pour une concentration en MES égale 200 ppm.

Les principes de fonctionnement de ces décanteurs reposent sur le principe de séparation gravimétrique des particules qui se déposent et sont évacuées au fond des décanteurs, l'eau clarifiée s'écoulant par le haut pour alimenter le bassin d'eau clarifiée à l'aide des déversoirs.(GCB, n.d.).



Figure 2.11: Décanteur lamellaire(Madoui, 2023)

2.3.6 Bâche d'eau clarifiée

L'eau clarifiée qui provient des décanteurs lamellaires est stockée dans une bâche en béton de capacité 800m³. Cette bâche tampon servira pour alimenter les lignes de production à travers 8 pompes intermédiaires d'alimentation des filtres à sable. Deux collecteurs reçoivent chacun le refoulement de quatre pompes. La bâche est équipée de transmetteur de niveau et contrôleur de niveau pour protéger les pompes contre la marche à sec et verrouille le fonctionnement des pompes d'eau de mer en cas de trop plein(GCB, n.d.).

2.3.7 Station de pompage intermédiaire

La station de pompage intermédiaire comporte huit 8 pompes. Les quatre pompes refoulent dans le premier collecteur et les quatre autres dans le deuxième.

Une pompe de réserve connectée sur les deux collecteurs est prévue. Le débit de chaque pompe est de 953 m³/h. Deux transmetteurs de pression sont montés, une par collecteur. Des manomètres de pression sont montés sur le refoulement de chaque pompe pour lire la pression(GCB, n.d.).



Figure 2.12: Les pompes intermédiaires(Madouï, 2023)

2.3.8 Système des filtres à sable

La filtration est une étape majeure du processus de traitement. Un système de filtration est fourni consistant en un système de filtration à deux lignes conçus pour alimenter les membranes d'osmose inverse avec une eau de mer de qualité et de composition conforme aux conditions requises par le fabricant de membranes. Le système de filtration fonctionnera en ligne directe avec le système RO. Cela signifie que le débit du système de filtration aura une pression résiduelle suffisante pour alimenter (GCB, n.d.).za



Figure 2.13: Les filtres à sable

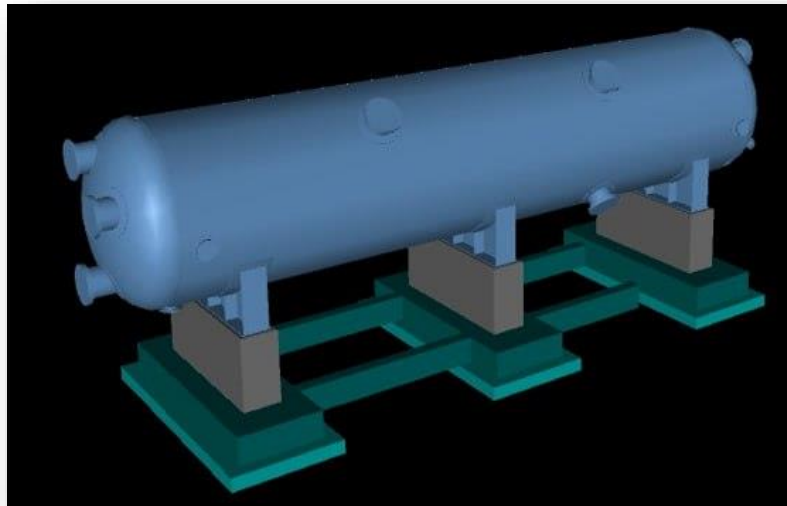


Figure 2.14: filtre a sable 3D

2.3.9 Filtres à cartouches

Le système de filtration à cartouches utilisé comme dernière étape de prétraitement avant des unités d'osmose inverse. Il empêche les particules fines de pénétrer dans les membranes d'osmose inverse.

Le système comporte des filtres à cartouches de 5 microns en polypropylène enroulées autour de losanges ou thermoudées, logées dans un récipient sous pression avec un couvercle amovible. La vitesse de filtration est inférieure ou égale à 10 m/h. L'eau filtrée est dirigée vers les aspirations des pompes HP et le système de récupération d'énergie. Le système se compose de 9 filtres à cartouche (8 en service+1 réserve) (quatre filtres par ligne de production). La capacité du filtre à cartouche est de 950 m³/h (chacun) et la pression de fonctionnement est de 60 m. Un débitmètre électromagnétique et deux transmetteurs d'indicateurs de pression différentielle permettent le suivi et le contrôle.

Le remplacement des cartouches est nécessaire en cas d'augmentation de pression ou de débit réduit. Le système est équipé de transmetteurs indicateurs de pression pour contrôler la pression avant et après les filtres, ainsi que de transmetteurs indicateurs d'analyse pour contrôler la turbidité et le pH avant l'osmose inverse, et de conductivimètres pour contrôler la conductivité avant et dans l'osmose inverse. Il y a 2 points de mesure du SDI sur les lignes de collecteur(GCB, n.d.).



Figure 2.15: Les filtres à cartouche(Madoui, 2023)

2.3.10 Système d'osmose inverse

Après le prétraitement, l'eau d'alimentation filtrée et déchlorée est pompée vers le système d'osmose inverse d'eau de mer (SWRO) pour produire une eau de salinité entre 57 à 178 mg/l. La pression de l'eau d'alimentation du filtre à cartouche est ensuite augmentée à la pression requise par une pompe à haute pression. Le flux d'alimentation est divisé en deux flux, le flux de production appelé perméat et le flux de rejet appelé saumure suivant les taux respectivement 45 % et 55%. L'unité d'osmose inverse se compose de pompes haute pression, de tubes de pression comportant les membranes, d'un dispositif de récupération d'énergie et de pompe booster(GCB, n.d.).



Figure 2.16: Les racks des membranes(Madoui, 2023)

2.3.11 Système de reminéralisations

L'eau purifiée par osmose inverse est reminéralisée pour devenir neutre et non agressive. Cela se fait en dissolvant de la calcite CaCO_3 grâce à l'ajout d'acide sulfurique et de dioxyde de carbone CO_2 pour former du bicarbonate de calcium soluble $\text{Ca}(\text{HCO}_3)_2$. Le processus se déroule en deux étapes : injection d'acide puis injection de CO_2 dans un lit de calcite. Une partie de l'eau traitée est mélangée à de l'eau non traitée, et enfin de la soude caustique est ajoutée pour éliminer le CO_2 restant et ajuster le pH final avant le stockage (GCB, n.d.).

- **Cellules de calcite**

Après la sortie des racks d'osmose inverse, le flux d'eau est divisé en deux. Une partie est dirigée vers un réservoir de mélange pour être mélangée avec de l'eau reminéralisée. L'autre partie du flux passe à travers huit 8 cellules de calcite. Avant d'entrer dans ces cellules, du CO_2 est ajouté via un diffuseur. Le système possède deux débitmètres indicateurs, chacun associé à un flux. Un débitmètre contrôle l'alimentation des cellules de calcite et est lié à la vanne de contrôle, et un débitmètre est installé sur le flux allant au réservoir de mélange et est lié à la vanne automatique (GCB, n.d.).

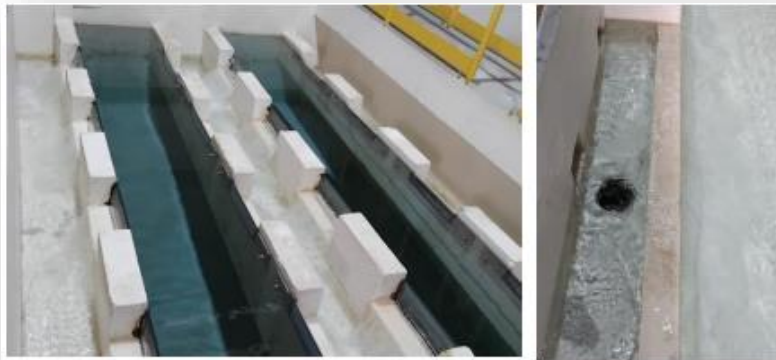


Figure 2.17: lit de calcite (Madoui, 2023)

2.3.12 La station de pompage d'eau produite et réservoir d'eau produite

La station de pompage d'eau produite comprend un réservoir d'eau produite et une station de pompage en béton armé. Le réservoir est alimenté par deux tuyaux et est destiné au stockage de l'eau traitée finale avant son pompage vers le réseau de distribution. Il est constitué de deux réservoirs identiques en béton armé d'une capacité totale de $15\,000\text{m}^3$, recouverts d'un revêtement protecteur. Chaque réservoir est équipé d'un transmetteur de niveau utilisé pour le verrouillage des pompes. La station de pompage est équipée de pompes pour l'eau produite, dimensionnée pour

cinq pompes (quatre en fonctionnement et une en réserve), avec une capacité unitaire de 835 m³/h et une puissance de moteur de 450 kW. Le système inclut un manomètre, un débitmètre et un transmetteur indicateur de pression pour le contrôle du refoulement des pompes. Les pompes seront équipées d'un VFD pour gérer les différentes capacités de production de l'usine.(GCB, n.d.)



Figure 2.18: Réservoir d'eau produite(Madou, 2023)

2.3.13 La salle de contrôle

Tout le système de processus être commandé à distance à partir du SCADA de la salle de contrôle principale SCADA (supervision control and data acquisition) est un système de composants matériels et logiciels, elle permet aux organisations industrielles de contrôler les processus, de collecter, de surveiller et de traiter des données en temps réel, d'interagir avec des appareils critiques tels que des moteurs, des pompes, des capteurs et des vannes, et d'enregistrer des événements dans des fichiers journaux(GCB, n.d.).

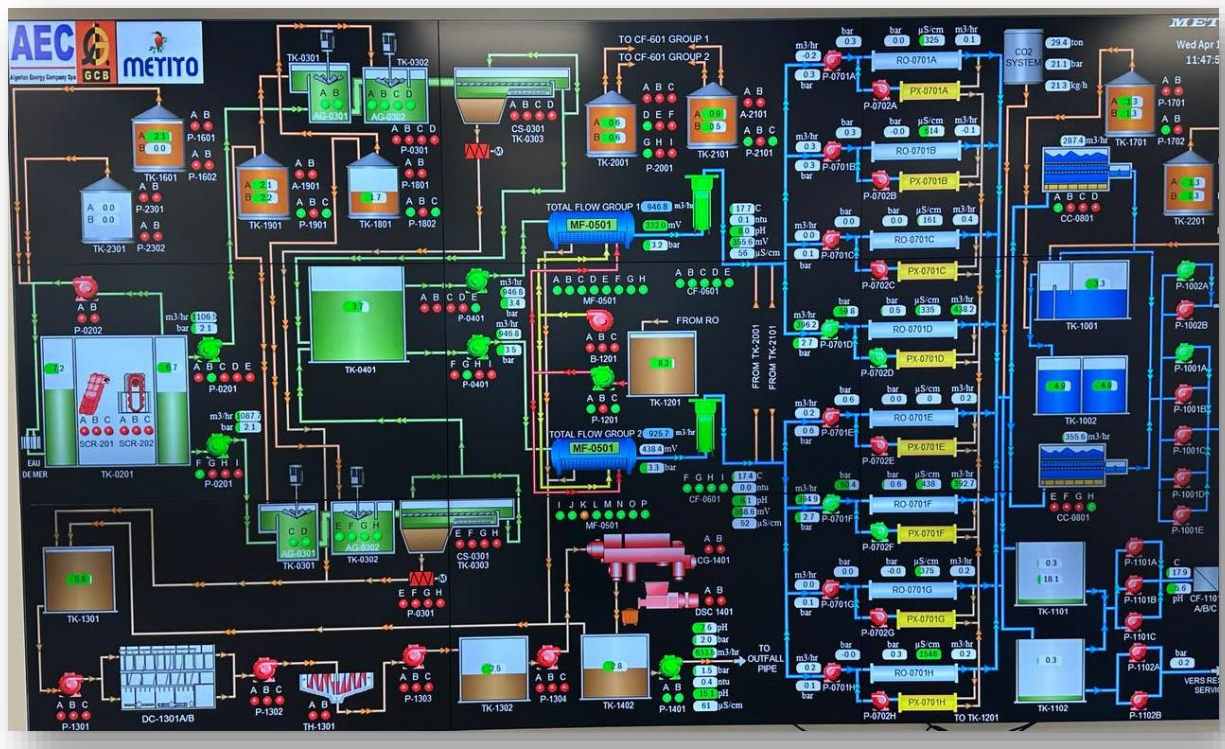


Figure 2.19: Schéma synoptique générale de la station de dessalement de l'eau de mer corso

2.4 Présentation des résultats

2.4.1 Résultat de Laboratoire du suivi des paramètres physico-chimiques :

Ces Tableau 2.3 présentent les résultats du suivi des paramètres physico-chimiques de l'eau aux différentes étapes du traitement (captage, décantation, filtration et expédition) réalisés le 13/04/2026 à différents moments de la journée. Ces mesures permettent d'évaluer la performance de chaque étape du procédé et de vérifier la qualité de l'eau traitée(GCB, n.d.).

HEURE : 08H00

Tableau 2.3: suivi des paramètres physico-chimiques de l'eau aux différentes étapes du traitement.

OUVRAGE	Température (°C)	Ph	Turbidité (NTU)	Conductivité (µS/cm)	TDS (g/L)	ORP (mV)	SDI	MES (mg/L)
Bassin de captage	16.3	8.04	1.22	55.3	35.95		5.02	18.7
Sortie Décanteur Ligne A	16.2	8.03	1.62				5.57	
Sortie Décanteur Ligne B	16.2	8.03	1.54				5.57	
Sortie Filtre à sable Ligne A	16.3	8.02	0.18					
Sortie Filtre à sable Ligne B	16.3	8.02	0.18					
Sortie Filtre à cartouche Ligne A	16.4	7.99	0.12	55.3	35.95			
Sortie Filtre à cartouche Ligne B	17.3	8.32	0.82	470	259.5			

2.5 Description technique des filtres pressurisés

La batterie de filtration se compose de seize (16) filtres à sable sous pression horizontaux, (8 filtres par ligne de production) qui travaillent à une vitesse nominale de $8.34 \text{ m}^3/\text{h}/\text{m}^2$ ($477 \text{ m}^3/\text{h}$) et de $9.5 \text{ m}^3/\text{h}/\text{m}^2$ ($545 \text{ m}^3/\text{h}$), en cas de lavage d'un filtre. Chaque filtre a une surface de filtration de $57,2 \text{ m}^2$, un diamètre de $3,80 \text{ m}$ et une longueur de la partie rectiligne de 15 m et deux fonds bombés de 0.95 m chacun. Ils seront construits en acier au carbone revêtue à l'intérieur par du caoutchouc (GCB, n.d.).

Le cycle de filtration disponible a une durée de 48.0 heures La répartition des différents collecteurs (eau à filtrer, eau de lavage...) est conçue de manière à permettre un accès aisé (à hauteur d'homme) à tous les équipements et vannes par l'opérateur. Les filtres sont horizontaux, fermés et sous pression avec des fonds bombés. La distribution de l'eau à filtrer se fait au moyen d'un collecteur perforé, en PE, permettant ainsi une répartition homogène du débit sur toute la surface de filtration. Les filtres seront lavés avec de l'air et de la saumure issus du processus d'osmose inverse, La distribution de l'air de lavage se fait à travers un collecteur perforé, en PE, permettant une répartition homogène du débit sur toute la surface de filtration (GCB, n.d.).

2.5.1 Instrumentations

Le système est équipé de deux transmetteurs indicateurs de pression différentielle, de seize débitmètres électromagnétiques et également par deux turbidimètres (un turbidimètre pour chaque ensemble) (GCB, n.d.). Les filtres sont équipés par des vannes motorisées électriques. Ces vannes peuvent être actionnées manuellement en cas de coupure de courant. Philosophie de contrôle Les vannes seront commandées soit : une commande manuel local ou une commande à distance à partir du SCADA.

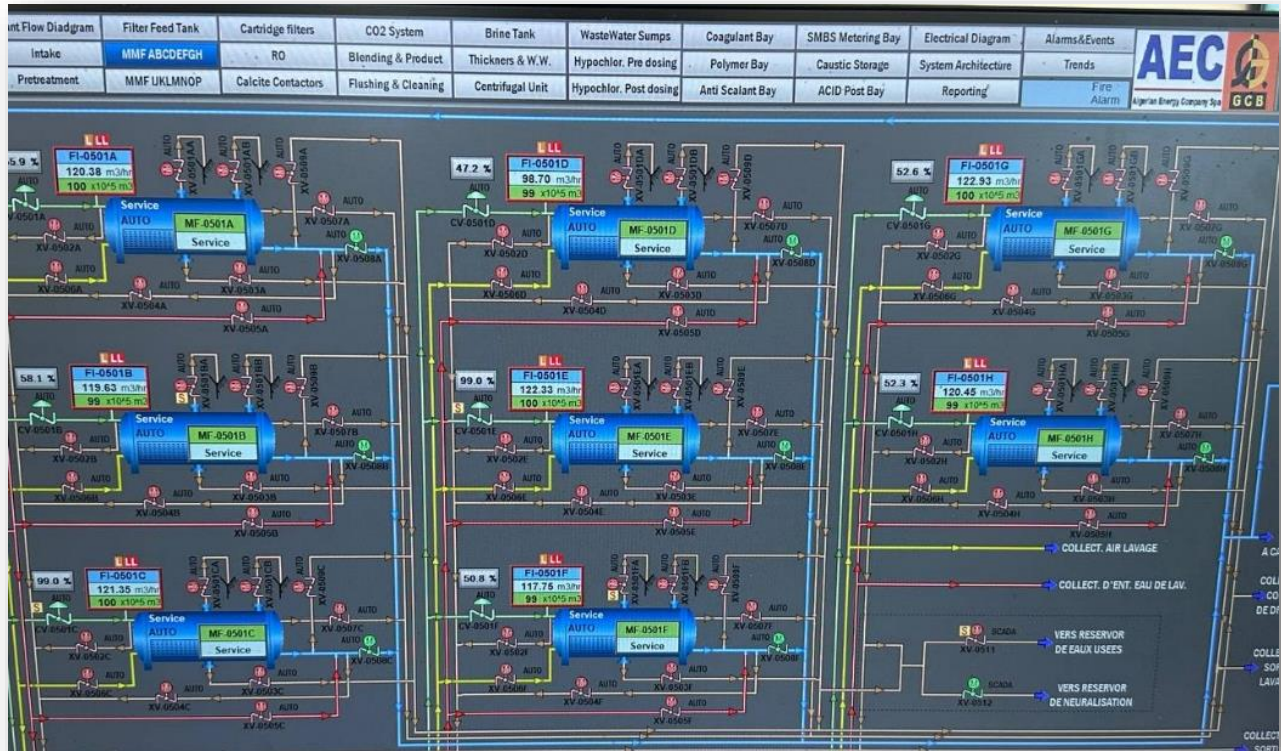


Figure 2.20: Schéma générale des filtres rapides

2.6 Media filtrant

Le média filtrant assure l'élimination des particules en suspension et contribue à la clarification de l'eau (GCB, n.d.). Il est conforme à la description suivante :

Tableau 2.4 : description du media filtrant.

Description	Diamètre (mm)	Hauteur (mm)
Gravier	2 – 3	200
Sable	0.4 – 0.8	400
Filtralite	0.8 – 1.6	600

2.7 Lavage contre-courant

Les filtres sont équipés d'un système de buses (2 827 par filtre, 45 232 au total) assurant une distribution homogène de l'eau et de l'air de lavage, permettant une expansion contrôlée du lit filtrant et une élimination efficace des impuretés sans entraînement du média. Le contre-lavage, avec un débit de 2 002 m³/h, est déclenché automatiquement lorsque la pression différentielle atteint un seuil prédéfini, après environ 48 heures de fonctionnement continu.

Le système intègre des débitmètres, des indicateurs de pression différentielle, des vannes de décharge et un système de purge automatique pour chaque filtre. La qualité du filtrat est surveillée en continu par un turbidimètre par ligne de production, alimenté par un système de prélèvement automatique et séquentiel sur chaque filtre, complété par deux points de mesure SDI sur le collecteur de filtrat de chaque ligne. (GCB, n.d.)

2.7.1 Les étapes de lavage

Le lavage passe par les étapes suivantes

Isolement

L'isolement du filtre se fait par la fermeture des vannes d'entrée et de sortie afin d'assurer un fonctionnement en toute sécurité.

Venting (dégazage)

La vanne d'air est ouverte pour permettre l'évacuation de l'air emprisonné dans le filtre et éviter toute surpression.

Vidange partielle

Une vidange partielle est réalisée pendant 20 minutes afin de réduire le niveau d'eau et préparer le lit filtrant au nettoyage.

Barbotage

De l'air est injecté pendant 3 minutes, afin d'agiter le sable et de détacher les impuretés accumulées.

Air+eau

Un mélange d'air et d'eau est injecté pendant 1 minute pour améliorer le nettoyage et éliminer les particules restantes.

Lavage contre-courant

Le contre-lavage est effectué pendant 20 minutes avec un débit de 1950 m³/h, circulant de bas en haut afin d'évacuer les impuretés.

L'eau de lavage à contre-courant est prise à partir du collecteur combiné de rejet des racks RO qui verse dans la bêche de saumure. Le système se compose de :

- Bêche de saumure de capacité 1334 m³ en béton. La bêche constitue un volume de réserve pour le lavage des filtres à sable. Pour garder la saumure constamment fraîche pour laver les filtres.
- La saumure des unités d'osmose inverse traversera la bêche par le bas avant de sortir par le trop-plein vers la bêche de rejet.

Remplissage

Le filtre est rempli à un débit de 106 -107 m³/h afin de le remettre en condition normale de fonctionnement.

Rinçage

Le rinçage est réalisé pendant 2 heures avec un débit compris entre 400 et 430m³/h, en utilisant de l'eau de mer, afin de stabiliser le lit filtrant et d'éliminer les dernières impuretés avant la remise en service

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté de la station de dessalement de Corso ainsi que les principales étapes de son procédé de traitement. La description des ouvrages, des équipements et du système de filtration rapide a mis en évidence leur rôle dans la production d'une eau de qualité conforme aux exigences d'exploitation. Ces éléments constituent la base nécessaire à l'analyse des données de fonctionnement et à l'évaluation des performances des filtres présentées dans les chapitres

Chapitre III : Modélisation PANN

3 Chapitre III : Modélisation PANN

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons le modèle développé pour analyser le fonctionnement des filtres rapides de la station de dessalement de Corso. La modélisation est réalisée à partir des données d'exploitation collectées au niveau de la station, telles que la turbidité amont, la turbidité aval, la perte de charge et les informations relatives aux cycles de filtration.

L'objectif est d'utiliser un modèle PANN (Physics-Assisted Neural Network) pour estimer la turbidité aval des filtres à partir des paramètres disponibles. Cette approche permet d'étudier l'influence de la perte de charge, de la qualité de l'eau à l'entrée et de l'avancement du cycle de filtration sur la qualité de l'eau filtrée.

Le modèle proposé est considéré comme un outil d'aide à l'analyse. Il ne remplace pas les mesures de terrain, mais permet de mieux exploiter les données existantes et de comprendre les tendances générales du fonctionnement des filtres. Les résultats obtenus seront analysés afin de vérifier la capacité du modèle à représenter le comportement réel de la filtration rapide dans la station.

3.2 Configuration actuelle des filtres

La modélisation porte sur l'état actuel des filtres rapides de la station de dessalement de Corso. Les paramètres de conception des filtres, notamment les hauteurs des médias filtrants, sont donc considérés comme des données existantes de la station. L'objectif n'est pas de recalculer directement les hauteurs des différentes couches de média, mais d'analyser le comportement actuel des filtres à partir des données d'exploitation disponibles.

Dans la pratique, la hauteur de chaque couche de média filtrant n'est généralement pas déterminée par une seule formule directe. Elle résulte plutôt d'un choix de conception basé sur l'expérience, les recommandations des fournisseurs, les guides de dimensionnement, la qualité de l'eau à filtrer, la vitesse de filtration, la perte de charge admissible, les conditions de lavage et, idéalement, les résultats d'essais pilotes. Les références de conception des procédés de filtration indiquent que le choix du média filtrant et de sa profondeur dépend du type d'eau à traiter, de la granulométrie, de la vitesse de filtration et des performances attendues du filtre (AWWA, 2011), (Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012), (Kawamura, 2000), (BeCloud.com, n.d.).

Chapitre III : Modélisation PANN

Ainsi, les hauteurs des médias ne sont pas recalculées dans ce chapitre comme des valeurs théoriques imposées par une équation. Elles sont prises comme la configuration actuelle de la station. Leur cohérence est toutefois vérifiée à travers des critères hydrauliques simples, notamment la hauteur totale du lit filtrant, la vitesse de filtration et le temps de contact hydraulique dans le lit.

La hauteur totale du lit filtrant est donnée par la somme des hauteurs des différentes couches de média :

$$H_{\text{lit}} = H_{\text{Filtralite}} + H_{\text{sable}} + H_{\text{gravier}} \quad (2)$$

Ces paramètres sont issus de la note de calcul process de la station de dessalement de Corso (Corso, 2023).

$$H_{\text{Filtralite}} = 0,60 \text{ m}$$

$$H_{\text{sable}} = 0,40 \text{ m}$$

$$H_{\text{gravier}} = 0,20 \text{ m}$$

La hauteur totale du lit filtrant est donc :

$$H_{\text{lit}} = 0,60 + 0,40 + 0,20 = 1,20 \text{ m}$$

Ces hauteurs correspondent à la configuration actuelle des filtres rapides indiquée dans la note de calcul process de la station (Corso, 2023). Cette configuration correspond à un lit filtrant multicouche, dans lequel la couche supérieure en Filtralite contribue à la filtration en profondeur, la couche de sable assure une rétention plus fine des particules, et le gravier joue principalement le rôle de support et de répartition hydraulique.

La vitesse de filtration est un autre paramètre essentiel pour vérifier le fonctionnement du filtre. Elle est calculée par la relation suivante :

Chapitre III : Modélisation PANN

$$v = \frac{Q}{A} \quad (3)$$

Avec :

- v : vitesse de filtration, en m/h ;
- Q : débit appliqué au filtre, en m³/h ;
- A : surface filtrante, en m².

Dans le cas de la station, la vitesse de filtration actuelle en fonctionnement normal est d'environ :

$$v = 8,34 \text{ m/h}$$

Cette valeur reste cohérente avec les plages couramment utilisées pour les filtres rapides multicouches en traitement d'eau potable et en prétraitement, sous réserve de la qualité de l'eau à traiter et des recommandations du fournisseur (AWWA, 2011),(Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(BeClood.com, n.d.)

La cohérence de la hauteur du lit filtrant peut également être vérifiée à travers le temps de contact hydraulique dans le lit, ou EBCT. Ce paramètre donne une indication sur le temps théorique de passage de l'eau à travers le média filtrant. Il est défini par :

$$EBCT = \frac{H_{lit}}{v} \quad (4)$$

Avec :

- EBCT : temps de contact dans le lit filtrant, en heures ;
- H_{lit} : hauteur totale du lit filtrant, en m ;
- v : vitesse de filtration, en m/h.

Pour la configuration actuelle de la station :

$$EBCT = 1,20 / 8,34 = 0,144 \text{ h}$$

En minute :

$$EBCT = 0,144 \times 60 = 8,6 \text{ min}$$

Chapitre III : Modélisation PANN

Le temps de contact hydraulique obtenu est donc d'environ :

$$EBCT = 8,6 \text{ min}$$

Ce résultat permet de situer la configuration actuelle par rapport aux pratiques usuelles de conception. Un temps de contact suffisant favorise la rétention des particules dans le lit filtrant, tandis qu'une vitesse trop élevée peut réduire le temps de passage de l'eau dans le média et augmenter le risque de dégradation de la qualité du filtrat. Inversement, une hauteur de lit plus importante peut améliorer la filtration en profondeur, mais elle doit rester compatible avec la perte de charge admissible, l'expansion du média pendant le lavage et la hauteur libre disponible dans le filtre (AWWA, 2011),(Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(Kawamura, 2000).

Dans le cadre de ce chapitre, ces calculs ne sont donc pas utilisés pour redimensionner le filtre, mais pour caractériser l'état actuel de la station et fournir une base de comparaison pour l'analyse par modélisation. Le modèle PANN développé par la suite utilise les données réelles d'exploitation afin d'étudier la relation entre la turbidité amont, la perte de charge, les variables de cycle et la turbidité aval.

La modélisation de l'état actuel constitue ainsi une étape préalable importante. Elle permet de comprendre le comportement réel des filtres à partir des données disponibles. Les résultats obtenus pourront ensuite servir de base pour discuter, dans une partie ultérieure, d'éventuelles pistes d'amélioration ou d'optimisation du fonctionnement des filtres.

3.3 Données disponibles à la station de Corso

Les données exploitées dans cette étude proviennent de la station de dessalement de CORSO. Elles concernent le suivi du fonctionnement des filtres rapides durant les mois de février, mars et avril 2026.

Les principaux paramètres disponibles sont :

a) La perte de charge (ΔP) : représente la différence de pression entre l'entrée et la sortie du filtre. Elle traduit directement l'état de colmatage du lit filtrant et sert de critère de déclenchement du lavage à contre-courant (Issa & Khudair, 2023).

b) Le débit de filtration : permet de déterminer la vitesse de filtration et d'évaluer les performances hydrauliques du filtre. Ses variations renseignent sur l'équilibre de répartition entre les cellules (GCB, n.d.).

Chapitre III : Modélisation PANN

c) La turbidité : Mesurée en NTU en sortie de filtre, la turbidité reflète la qualité de l'eau produite et permet de détecter tout phénomène de percée. L'OMS recommande une valeur inférieure à 1 NTU en sortie de filtre(WHO, 2022).

d) Les événements de lavage : Les événements de lavage correspondent aux opérations automatiques de lavage des filtres. Les horodatages enregistrés par le système d'exploitation permettent de délimiter les cycles de filtration et d'évaluer leur fréquence(ISO, 2016).

Tableau 3.1: Paramètres suivis dans l'étude des filtres rapides

Paramètre	Symbole	Unité	Rôle dans l'étude
Débit de filtration	Q	m ³ /h	Suivi du fonctionnement hydraulique des filtres
Perte de charge	ΔP	Bar	Évaluation du colmatage et de l'évolution des cycles de filtration
Turbidité amont	Tamont	NTU	Contrôle de la qualité de l'eau avant filtration
Turbidité aval	Taval	NTU	Évaluation des performances de filtration et de la qualité de l'eau filtrée
Événements de lavage		/	Identification des opérations de lavage et des cycles de filtration

3.4 Méthode de structuration en cycles de filtration (début/fin, lavage)

Un cycle est défini comme la période comprise entre deux lavages consécutifs d'un filtre (ou d'une ligne de filtres). Les cycles de filtration ont été identifiés à partir de l'évolution de la perte de charge (ΔP) enregistrée quotidiennement au niveau des filtres rapides.

- **Le début d'un cycle** correspond à une faible valeur de ΔP observée après une opération de lavage. Durant le fonctionnement des filtres, la perte de charge augmente progressivement en raison de l'accumulation des matières en suspension dans le milieu filtrant(Corso, 2023).

Chapitre III : Modélisation PANN

- **La fin du cycle** est caractérisée par des valeurs élevées de ΔP indiquant un colmatage important du filtre. Les opérations de lavage automatique, réalisées approximativement toutes les 48 h, provoquent ensuite une diminution brusque de la perte de charge et le démarrage d'un nouveau cycle de filtration(Corso, 2023).
- **Lavage** une période où la ΔP n'augmente pas ou baisse légèrement et la turbidité aval augmente temporairement(Corso, 2023).

Tableau 3.2: Les étapes de lavage à contre-courant des filtres théorique(Corso, 2023).

Étape	Temps (min)	Débit (m3/h)
Abaissement	10	-
Barbotage à l'air	3	2 860
Eau de lavage à contre-courant	20	2002
Repos	5	-
Déplacement de la saumure du filtre	24	-
Rinçage du filtre	24	-
Durée totale	86	-

Tableau 3.3 : Les étapes de lavage à contre-courant des filtres expérimentale(Corso, 2023).

Étape	Temps (min)	Débit (m3/h)
Isolement	2 – 4	-
Venting (dégazage)	2 – 4	-
Vidange partielle	20	-
Barbotage	3	-
Air + eau	1	-
Lavage contre-courant	25	1950
Temps de repos	3	
Remplissage	10-15	106 -107
Rinçage	120	400 et 430
Durée	188	-

Chapitre III : Modélisation PANN

Le tableau théorique 3.2 présente les conditions prévues lors de la conception de l'installation, tandis que le tableau 3.3 reflète les conditions réellement mises en œuvre durant l'exploitation de l'usine.

La durée de rinçage observée en pratique est nettement plus élevée que celle prévue théoriquement (120 min contre 24 min). Cette différence s'explique par la nécessité de garantir une meilleure qualité de l'eau filtrée avant la remise en service du filtre, notamment en cas d'un colmatage important du milieu filtrant (Corso, 2023).

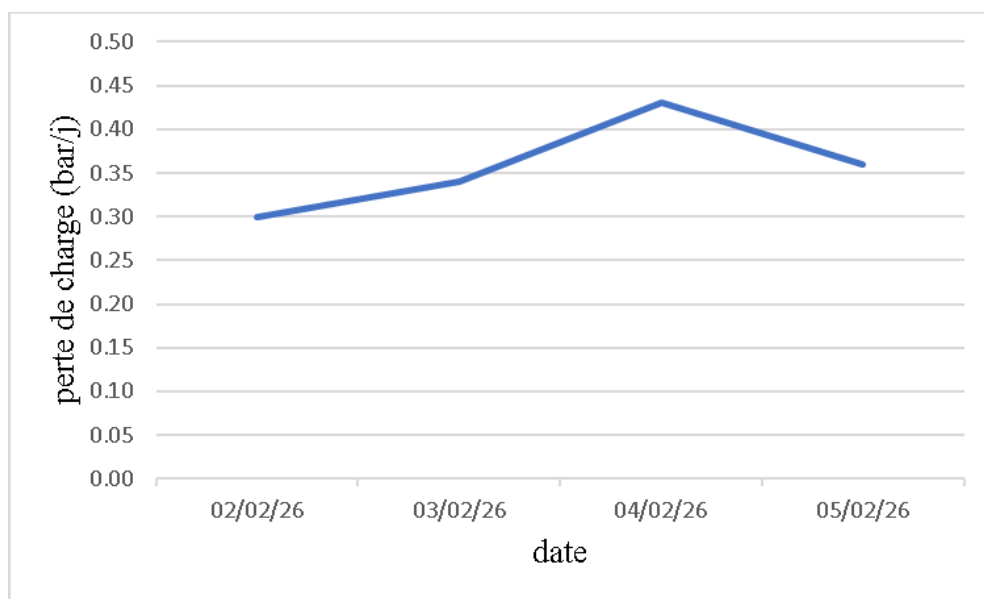


Figure 3.1: Variation du ΔP en fonction du temps sur un cycle de filtration

3.5 Nettoyage et validation des données :

Les données collectées au niveau de la station de dessalement de Corso ont été vérifiées avant leur exploitation afin d'assurer leur cohérence et leur fiabilité. Les mesures portent sur deux paramètres principaux : la perte de charge (ΔP) et la turbidité, relevées sur les deux lignes de filtration de la station. Ces relevés couvrent la période de février à avril 2026.

La première phase du traitement a consisté à repérer les valeurs manquantes, les valeurs nulles ainsi que les valeurs atypiques sur l'ensemble des séries. Les valeurs nulles enregistrées correspondent principalement aux périodes d'arrêt de la station ou aux opérations de lavage automatique des filtres, durant lesquelles les mesures ne sont pas représentatives du fonctionnement normal.

Chapitre III : Modélisation PANN

a) La perte de charge : Certaines valeurs négatives de ΔP ont été détectées, notamment durant le mois de mars. Ces valeurs ont été considérées comme des anomalies de mesure car elles ne correspondent pas à un comportement hydraulique normal du système de filtration. Par ailleurs, la valeur maximale enregistrée de 0,89 bar traduit un colmatage important des filtres ou un fonctionnement inhabituel du système.

b) La turbidité : Certaines valeurs élevées de turbidité aval ont été observées, principalement après les opérations de lavage ou durant des phases transitoires. Ces valeurs ont été identifiées comme des points particuliers et interprétées avec prudence. Elles n'ont pas été supprimées systématiquement, car elles peuvent représenter des épisodes réels de dégradation temporaire de la qualité du filtrat.

Après validation, les données des deux paramètres ont été organisées en cycles de filtration afin d'analyser leur évolution conjointe au cours du temps. Cette structuration a permis d'identifier les différentes phases de fonctionnement des filtres sur les deux lignes, notamment le début du cycle, la phase de colmatage progressif, la fin du cycle ainsi que les opérations de lavage

La figure suivante présente l'évolution de la perte de charge (ΔP) au cours de la période d'étude.

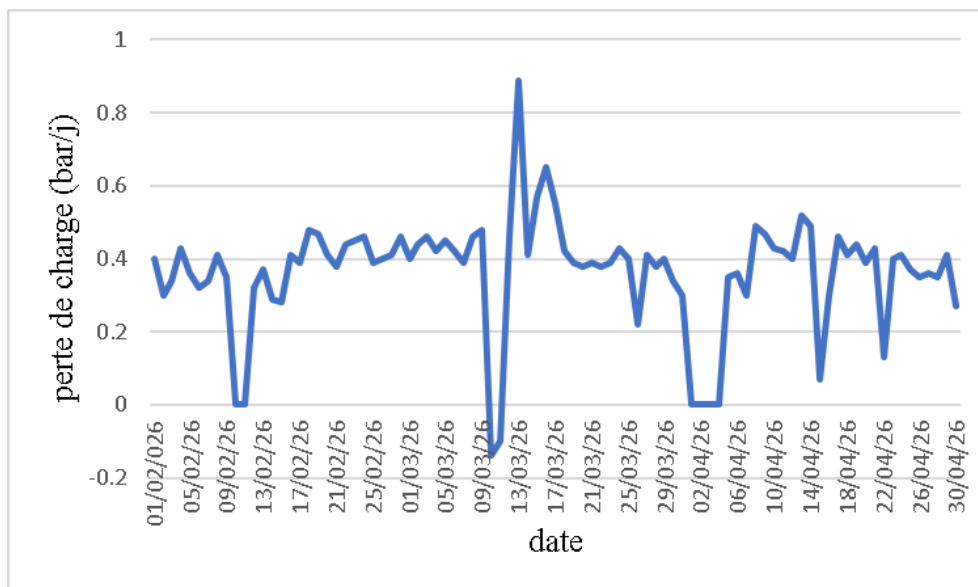


Figure 3.2: La perte de charge (ΔP) au cours de la période d'étude.

La figure 3.2 montre une perte de charge globalement stable autour de 0,4 bar, avec quelques variations ponctuelles marquées. Dans l'ensemble, cela indique un fonctionnement relativement constant du système, malgré des anomalies isolées.

Chapitre III : Modélisation PANN

La Figure 3.2 suivante présente la variation de la turbidité (amont/aval) durant de la période d'étude.

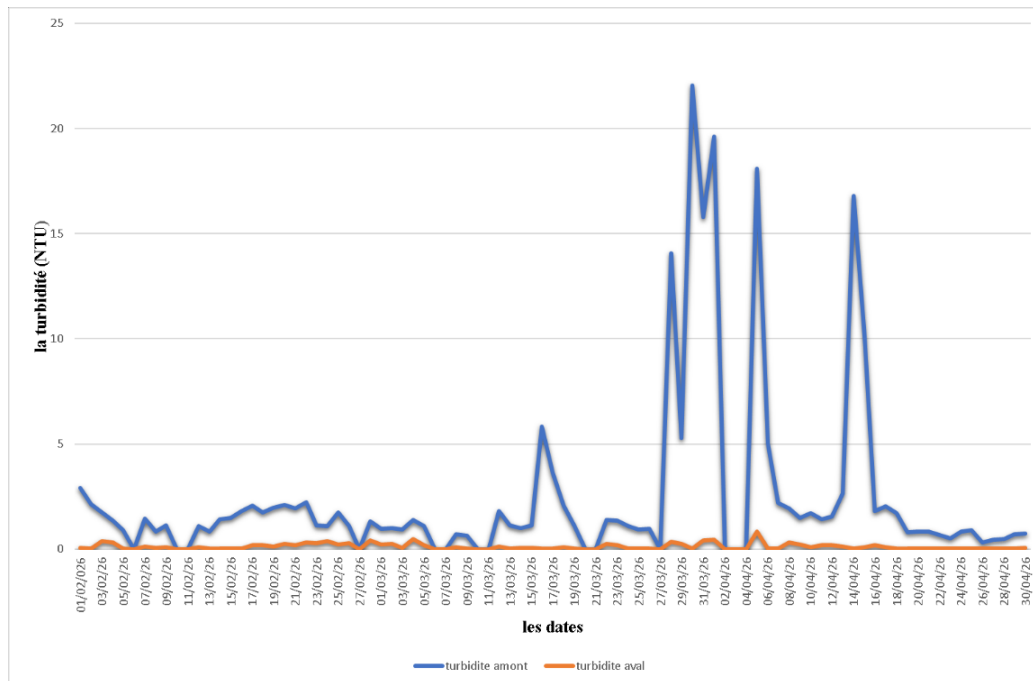


Figure 3.3: La turbidité (amont/aval) au cours de la période d'étude

Le graphe présente l'évolution de la turbidité en amont et en aval des filtres sur la période de février à avril 2026 à la station de Corso.

- **Turbidité en amont (courbe bleue) :** les valeurs restent faibles et stables durant les mois de février et début mars, puis augmentent de manière significative à partir de la mi-mars avec plusieurs pics importants atteignant des valeurs maximales de l'ordre de 20 à 22 NTU. Ces pics traduisent des épisodes de forte charge en matières en suspension dans l'eau d'alimentation, probablement liés à des conditions marines agitées ou à des perturbations du prétraitement.
- **Turbidité en aval (courbe orange) :** elle reste quasi nulle et stable tout au long de la période d'étude, indépendamment des variations observées en amont. Cette constance témoigne de l'efficacité du système de filtration à retenir les matières en suspension, même lors des épisodes de turbidité élevée en entrée.

Chapitre III : Modélisation PANN

3.6 Construction des KPI par cycle

3.6.1 ΔP max par cycle

C'est la valeur maximale de perte de charge atteinte durant un cycle de filtration, juste avant le déclenchement du lavage (Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012).

3.6.2 Durée du cycle

C'est le temps écoulé entre le début de la filtration et le déclenchement du lavage suivant (WHO, 2022).

$$\text{Durée cycle} = t_{\text{début lavage } n} - t_{\text{fin lavage } n-1} \quad (5)$$

3.6.3 Taux de colmatage par cycle

C'est un indicateur qui quantifie la vitesse d'augmentation de la perte de charge au cours d'un cycle de filtration (Pereira et al., 2023).

$$TC = \frac{\Delta P_{\text{max}} - \Delta P_{\text{initial}}}{\text{duree du cycle}} \quad (6)$$

3.6.4 Taux d'abattement de turbidité

C'est le pourcentage de turbidité éliminée par le filtre durant un cycle (WHO, 2022).

$$\eta = \frac{T_{\text{amont}} - T_{\text{aval}}}{T_{\text{amont}}} \times 100 \quad (7)$$

3.6.5 Turbidité moyenne amont par cycle

C'est la moyenne des valeurs de turbidité de l'eau d'alimentation sur toute la durée d'un cycle de filtration (Voutchkov, 2014), (ISO, 2016).

$$T_{\text{amont moy}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_{\text{amont}, I} \quad (8)$$

3.6.6 Turbidité moyenne aval par cycle

C'est la moyenne des valeurs de turbidité du filtrat en sortie durant le cycle, elle représente la qualité réelle de l'eau produite durant ce cycle (Voutchkov, 2014).

Chapitre III : Modélisation PANN

$$T_{aval\ moy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_{aval, I} \quad (9)$$

Afin d'évaluer les performances des filtres rapides au cours des différents cycles de filtration, plusieurs indicateurs clés de performance (KPI) ont été calculés. Ces indicateurs comprennent les pertes de charge caractéristiques, la durée des cycles ainsi que les paramètres de turbidité et l'efficacité de filtration.

Tableau 3.4: Construction des KPI par cycle

Cycle	Début	Fin	Durée (j)	ΔP début	ΔP max	Taux de colmatage TC (bar/j)	Tu amont moy A	Tu aval moy A	Eff. A (%)	Tu moy Amont B	Tu moy aval B	Eff. B (%)
C01	01/02/2026	9/02/2026	8	0.400	0.430	0.00375	1.461	0.122	91.6	1.353	0.130	91.6
C02	12/02/2026	19/02/2026	7	0.320	0.480	0.02286	1.543	0.080	94.8	1.548	0.073	95.3
C03	20/02/2026	28/02/2026	8	0.410	0.460	0.00625	1.645	0.291	82.3	1.578	0.292	81.5
C04	01/03/2026	09/03/2026	8	0.400	0.480	0.01000	0.890	0.178	80.0	0.961	0.187	80.5
C05	12/03/2026	17/03/2026	5	0.460	0.890	0.08600	2.345	0.043	98.2	2.415	0.043	98.2
C06	18/03/2026	31/03/2026	13	0.420	0.430	0.00077	6.057	0.150	97.5	6.000	0.140	97.7
C07	05/04/2026	14/04/2026	9	0.350	0.520	0.01889	5.535	0.165	97.0	5.286	0.197	96.3
C08	14/04/2026	21/04/2026	5	0.300	0.460	0.03200	1.470	0.015	99.0	1.330	0.015	98.9
C09	23/04/2026	30/04/2026	7	0.400	0.410	0.00143	0.601	0.016	97.3	0.618	0.016	97.4

Le tableau des KPI met en évidence une variabilité des performances entre les différents cycles de filtration. La durée des cycles varie de 5 à 13 jours, tandis que la perte de charge maximale est comprise entre 0,41 et 0,89 bar, la valeur la plus élevée étant observée pour le cycle C05, indiquant un colmatage important. Les valeurs de turbidité aval restent globalement faibles, ce qui traduit une bonne qualité de l'eau filtrée. Les efficacités de filtration sont comprises entre 80 % et 99 %, avec les meilleures performances observées pour les cycles C05, C06, C07, C08 et C09. Globalement, les résultats confirment le bon fonctionnement des filtres rapides et leur capacité à maintenir une filtration efficace malgré les variations de colmatage.

3.7 Description statistique

3.7.1 La perte de charge

L'étude statistique des valeurs de perte de charge (ΔP) montre une variabilité modérée du fonctionnement des filtres rapides durant la période analysée. Les données enregistrées présentent une valeur moyenne d'environ 0,36 bar et un écart-type proche de 0,15, ce qui indique une dispersion relativement faible autour des conditions normales de fonctionnement.

La majorité des valeurs de ΔP est comprise entre 0,30 et 0,45 bar. Cette plage correspond aux phases habituelles de filtration et reflète un fonctionnement hydraulique globalement stable des filtres, accompagné d'une accumulation progressive des particules dans le milieu filtrant au cours des cycles de filtration.

Cependant, quelques valeurs atypiques ont été relevées durant la période d'étude. Des diminutions importantes de ΔP , atteignant parfois des valeurs nulles ou négatives, ont été observées et peuvent être associées aux opérations de lavage automatique ou à certaines anomalies de mesure. À l'inverse, des augmentations marquées, notamment la valeur maximale de 0,89 bar enregistrée au mois de mars, traduisent un colmatage important des filtres ou des conditions particulières de fonctionnement (Pereira et al., 2023).

Globalement, les résultats obtenus mettent en évidence un comportement relativement stable du système de filtration, malgré la présence occasionnelle d'événements extrêmes influençant la variabilité des données.

3.7.2 La turbidité

Sur l'ensemble de la période d'observation (février à avril 2026), les deux lignes de filtration affichent un comportement statistiquement très proche. La turbidité amont présente une moyenne de 3.00 NTU pour la Ligne A et 2.95 NTU pour la Ligne B, avec un écart-type d'environ 4.7-4.8 NTU dans les deux cas. Ces écarts-types élevés, presque aussi grands que la moyenne elle-même, traduisent une forte dispersion des données et confirment que la série n'est pas homogène : elle est dominée par quelques valeurs extrêmes qui gonflent artificiellement la moyenne. La médiane, plus robuste, n'est que de 1.35 NTU (Ligne A) et 1.42 NTU (Ligne B), ce qui signifie que plus de la moitié des journées enregistrent une turbidité inférieure à 1.5 NTU, une eau brute de qualité tout à fait correcte.

Chapitre III : Modélisation PANN

En aval, les deux lignes montrent une excellente efficacité de filtration sur l'ensemble de la période. La moyenne aval est de 0.13 NTU pour la Ligne A et 0.13 NTU pour la Ligne B, avec des maxima de 0.48 NTU et 0.83 NTU respectivement. Ces valeurs restent faibles même lors des pics d'entrée les plus intenses, ce qui témoigne d'une bonne capacité d'abattement des deux filtres tout au long des trois mois.

- **Moins du Février** constitue la période de référence, avec un fonctionnement nominal stable sur les deux lignes. La turbidité amont est basse (0,72 – 2,7 NTU) et la sortie reste quasi constamment sous 0,41 NTU, avec un abattement journalier supérieur à 85 % (WHO, 2022). Quelques données manquantes n'affectent pas cette stabilité globale.
- **Moins du Mars** se divise en deux phases : une première partie calme, comparable à février, suivie d'un basculement brutal à partir du 28 mars avec l'apparition de crues. La turbidité amont atteint alors les valeurs maximales de toute la série (jusqu'à 22 NTU), mais les filtres maintiennent une sortie inférieure à 0,48 NTU, démontrant une excellente résistance aux chocs transitoires.
- **Moins du Avril** représente la période la plus contraignante, avec des crues persistantes jusqu'au 15 avril et des turbidités amont régulièrement supérieures à 10 NTU (pic à 19,7 NTU). Malgré cette forte charge, la filtration reste efficace avec des sorties généralement inférieures à 1 NTU (WHO, 2022). À partir du 16 avril, le retour au régime nominal est net et durable, avec des avals proches de 0,01 NTU.

Neuf journées dépassent 5 NTU en entrée sur chaque ligne, toutes concentrées entre le 28 mars et le 15 avril. Ce cluster de moins de trois semaines correspond à un épisode hydrologique exceptionnel, très probablement une séquence de pluies intenses provoquant une forte remise en suspension des sédiments dans l'eau brute. Les pics maximaux sont enregistrés le 30 mars (21.8 NTU Ligne A, 22.03 NTU Ligne B), le 01 avril (19.3 / 19.6 NTU) et le 05 avril (19.7 / 18.1 NTU).

Ce qui est particulièrement notable, c'est que dans l'ensemble de ces cas extrêmes, la turbidité de sortie reste bien maîtrisée : $Aval \leq 0.48$ NTU pour la Ligne A et $Aval \leq 0.83$ NTU pour la Ligne B, même lorsque l'entrée dépasse 20 NTU. Ce résultat illustre la robustesse du système de filtration face aux crues, et constitue une information importante pour le calibrage du modèle prédictif.

3.8 Principe général du modèle PANN

La filtration rapide est un procédé dont le comportement dépend simultanément de plusieurs paramètres hydrauliques et qualitatifs. La turbidité en sortie du filtre n'est pas uniquement liée à

Chapitre III : Modélisation PANN

la turbidité de l'eau à l'entrée. Elle dépend également de l'état de colmatage du lit filtrant, de la perte de charge, de la durée du cycle, de la vitesse de filtration et de la phase de fonctionnement du filtre. Cette complexité rend difficile l'utilisation d'un modèle purement linéaire pour représenter correctement le comportement réel du filtre.

Dans ce travail, un modèle de type PANN, ou Physics-Assisted Neural Network, a été développé. Il s'agit d'un réseau de neurones artificiel assisté par des considérations physiques liées au procédé étudié. Cette approche s'inscrit dans la famille des modèles hybrides, qui combinent les données mesurées avec une connaissance préalable du système (Montgomery et al., 2012),(Raissi et al., 2019). L'objectif n'est pas seulement de rechercher une relation statistique entre les variables, mais d'introduire dans le modèle des grandeurs ayant un sens physique, comme la perte de charge, l'avancement du cycle de filtration et la phase de fonctionnement.

Les modèles informés par la physique, comme les PINN introduits par Raissi et al., visent à intégrer des lois ou contraintes physiques dans l'apprentissage des réseaux de neurones (Montgomery et al., 2012). Dans notre cas, le modèle ne résout pas directement les équations physiques détaillées de la filtration. Il utilise plutôt des variables issues de la compréhension du procédé afin de guider l'apprentissage du réseau. Cette approche est adaptée au contexte de la station, où les données disponibles sont réelles, mais ne couvrent pas tous les paramètres nécessaires à une modélisation physique complète.

Dans le cas de la filtration rapide, un modèle physique détaillé nécessiterait de décrire l'écoulement dans le milieu granulaire, la rétention des particules, l'évolution du colmatage et les éventuels phénomènes de détachement. Une telle modélisation demande plusieurs paramètres difficiles à mesurer en exploitation réelle. Pour cette raison, l'approche PANN retenue constitue une solution intermédiaire : elle exploite les données disponibles de la station tout en intégrant des variables représentatives du fonctionnement physique du filtre.

3.8.1 Formulation générale du problème

L'objectif du modèle est d'estimer la turbidité aval du filtre à partir des paramètres disponibles au niveau de la station. La relation générale peut être écrite sous la forme suivante :

$$T_{\text{aval}} = f(\Delta P, T_{\text{amont}}, t_c, \Delta P_{\text{rel}}, R_{\Delta P}, S_{\Delta P}, \phi, F) \quad (10)$$

Avec :

Chapitre III : Modélisation PANN

- T_{aval} : la turbidité à la sortie du filtre, exprimée en NTU ;
- ΔP : la perte de charge utilisée dans le modèle, exprimée en bar ;
- T_{amont} : la turbidité à l'entrée du filtre, exprimée en NTU ;
- t_c : le temps ou l'avancement dans le cycle de filtration ;
- ΔP_{rel} : la perte de charge relative dans le cycle ;
- $R_{\Delta P}$: le rapport de perte de charge ;
- $S_{\Delta P}$: la variation de perte de charge entre deux points successifs ;
- Φ : le code de phase de fonctionnement du filtre ;
- F : l'identification du filtre ou de la ligne.

La fonction f n'est pas connue explicitement. Elle représente le comportement global du filtre en fonction des données disponibles. Le rôle du réseau de neurones est donc d'approximer cette fonction à partir des mesures d'exploitation.

3.8.2 Rôle de la perte de charge dans la filtration rapide

La perte de charge est l'un des paramètres les plus utilisés pour suivre l'état d'un filtre rapide. Au cours du cycle de filtration, les particules retenues s'accumulent progressivement dans le lit filtrant. Cette accumulation augmente la résistance hydraulique du média filtrant et se traduit par une augmentation de la perte de charge. Dans la pratique, le lavage d'un filtre est généralement déclenché en fonction de la perte de charge, de la turbidité du filtrat ou de la durée maximale du cycle (Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012), (Kawamura, 2000), (BeCloud.com, n.d.).

La perte de charge est définie par :

$$\Delta P = P_{\text{amont}} - P_{\text{aval}} \quad (11)$$

Avec :

- P_{amont} : la pression mesurée en amont du filtre ou de la ligne de filtration ;
- P_{aval} : la pression mesurée en aval.

Dans notre cas, la perte de charge disponible a été utilisée comme une grandeur représentative de l'état hydraulique du système de filtration. Cependant, une seule valeur instantanée de ΔP ne suffit pas toujours à décrire correctement l'état du filtre. En effet, deux points peuvent avoir une même perte de charge, mais correspondre à des situations différentes : début de cycle, filtration stable, fin de cycle ou phase transitoire après lavage.

Pour cette raison, plusieurs variables dérivées de la perte de charge ont été ajoutées au modèle.

La perte de charge relative est définie par :

Chapitre III : Modélisation PANN

$$\Delta P_{rel} = \Delta P_i - \Delta P_0 \quad (12)$$

Avec :

- ΔP_i : la perte de charge au point de mesure i ;
- ΔP_0 : la perte de charge au début du cycle.

Cette variable permet de suivre l'évolution du colmatage par rapport à l'état initial du filtre après lavage.

Le rapport de perte de charge est donné par :

$$R\Delta P = \frac{\Delta P_i}{\Delta P_0} \quad (13)$$

Ce rapport permet de normaliser l'évolution de la perte de charge par rapport à la valeur initiale du cycle. Il est utile lorsque les cycles ne commencent pas exactement avec la même perte de charge initiale.

La variation de perte de charge entre deux points successifs est exprimée par :

$$S_{\Delta P} = \Delta P_i - \Delta P_{i-1} \quad (14)$$

Cette grandeur permet d'identifier une augmentation rapide de la perte de charge, qui peut être liée à un colmatage accéléré ou à une variation de la qualité d'eau amont.

3.8.3 Prise en compte du cycle de filtration

Le fonctionnement d'un filtre rapide n'est pas constant pendant tout le cycle. Après le lavage, le filtre passe généralement par une phase de remise en service, puis par une phase de fonctionnement stable, avant d'atteindre progressivement une phase de colmatage plus avancée. La qualité du filtrat peut donc varier selon le moment du cycle (Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(Kawamura, 2000).

Pour représenter cet effet, le modèle intègre une variable liée au temps de cycle :

$$t_c = t_i - t_0 \quad (15)$$

Chapitre III : Modélisation PANN

Avec :

- t_i : le temps correspondant au point de mesure ;
- t_0 : le temps correspondant au début du cycle.

Dans la base de données, ce temps de cycle est représenté par la variable $T_{emps_cycle_DP}$. Elle permet au modèle de différencier un point situé au début du cycle d'un point situé plus tard dans la filtration.

Le code de phase de fonctionnement ϕ a également été introduit afin de représenter l'état général du filtre. Cette variable permet de distinguer les phases de fonctionnement normal, de reprise, de colmatage ou de fin de cycle.

Ainsi, le modèle ne se base pas uniquement sur la valeur instantanée de la perte de charge. Il tient également compte de la dynamique du cycle de filtration, ce qui rapproche le modèle du comportement réel du filtre.

3.8.4 Transformation logarithmique de la turbidité

Dans les données d'exploitation de la station, les valeurs de turbidité ne présentent pas toutes le même ordre de grandeur. La turbidité aval est généralement faible lorsque la filtration fonctionne correctement, mais elle peut présenter quelques pics ponctuels. En revanche, la turbidité amont peut atteindre des valeurs nettement plus élevées, car elle représente la qualité de l'eau avant filtration. Elle est donc plus sensible aux variations de la qualité de l'eau clarifiée, aux perturbations amont, aux changements de charge particulière et aux conditions d'exploitation de la station.

Cette différence entre la turbidité amont et la turbidité aval peut poser un problème lors de l'apprentissage du réseau de neurones. Si les données sont utilisées directement sous leur forme brute, les valeurs élevées de turbidité amont peuvent dominer l'apprentissage du modèle. Dans ce cas, le réseau risque de donner un poids trop important aux épisodes de forte turbidité amont, alors que la majorité des points de fonctionnement correspondent à des valeurs plus faibles ou modérées.

Pour limiter cet effet, une transformation logarithmique a été appliquée à la turbidité amont et à la turbidité aval. Pour la turbidité amont, la variable introduite dans le modèle est :

$$X_T = \log(1 + T_{\text{amont}}) \quad (16)$$

Chapitre III : Modélisation PANN

Où :

- T_{amont} : représente la turbidité à l'entrée du filtre.

Cette transformation permet de réduire l'effet des valeurs élevées de turbidité amont tout en conservant l'information sur la qualité de l'eau à traiter. Par exemple, une augmentation de la turbidité amont reste visible pour le modèle, mais son influence devient moins excessive. Cela permet d'éviter que quelques points fortement chargés en particules déséquilibrent l'apprentissage.

Pour la turbidité aval, la sortie apprise par le modèle est :

$$Y = \log (1+T_{\text{aval}}) \quad (17)$$

Après prédiction, la turbidité aval est reconstruite par la relation inverse :

$$T_{\text{aval,pred}} = \exp (Y_{\text{pred}})-1 \quad (18)$$

L'ajout du terme 1 dans les deux équations permet d'éviter le problème du logarithme lorsque la turbidité est nulle ou très proche de zéro. En effet, le logarithme de zéro n'est pas défini. Avec cette formulation, lorsque la turbidité est égale à zéro, on obtient :

$$\text{Log} (1+0) = \log (1) = 0 \quad (19)$$

La transformation logarithmique est donc utilisée pour deux raisons principales. Pour la turbidité amont, elle permet de réduire l'effet des valeurs élevées et des variations brusques de la qualité d'eau entrante. Pour la turbidité aval, elle permet de stabiliser l'apprentissage et de limiter l'influence excessive des pics ponctuels en sortie du filtre.

Cette transformation ne supprime pas les valeurs élevées. Elle change seulement l'échelle de calcul utilisée pendant l'apprentissage. Les épisodes de forte turbidité amont restent donc pris en compte par le modèle, mais d'une manière plus équilibrée. Le réseau peut ainsi apprendre la relation entre la charge particulière appliquée au filtre et la qualité de l'eau filtrée sans être dominé par quelques valeurs extrêmes.

D'un point de vue pratique, cette méthode est adaptée lorsque les données présentent une distribution irrégulière, avec beaucoup de faibles valeurs et quelques valeurs élevées.

L'utilisation de $\log(1+T)$ est couramment utilisée pour réduire l'effet des valeurs extrêmes et améliorer la stabilité des modèles statistiques ou d'apprentissage automatique (Goodfellow et al., 2016), (Hastie et al., 2009), (Montgomery et al., 2012).

Le schéma suivant résume le rôle de cette transformation :

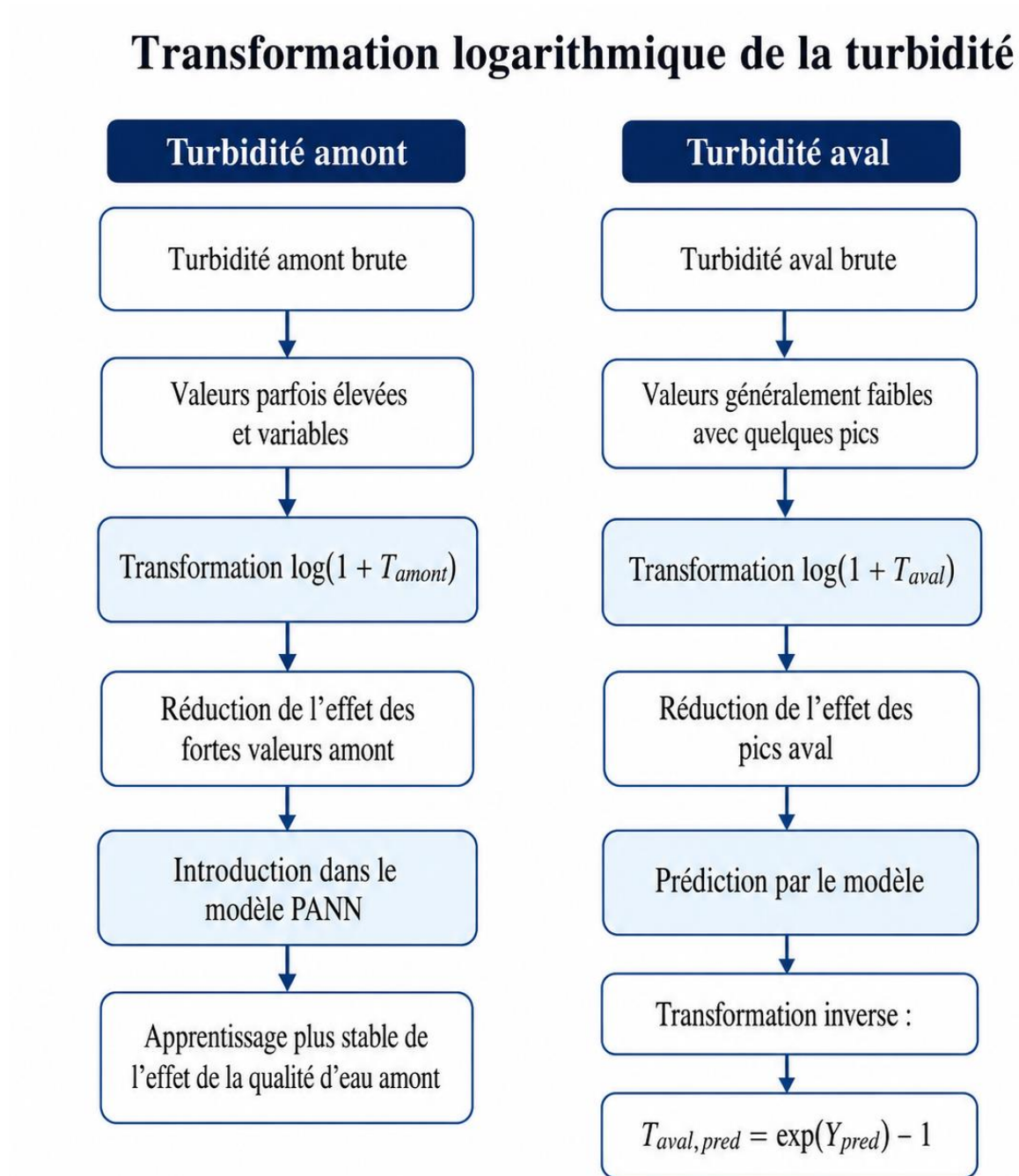


Figure 3.4: Schéma explicatif de l'application de la transformation logarithmique aux données d'entrée et sortie du modèle PANN

Chapitre III : Modélisation PANN

La transformation logarithmique a été appliquée à la fois à la turbidité amont et à la turbidité aval. Pour la turbidité amont, elle permet de réduire l'effet des valeurs élevées liées aux variations de la qualité d'eau à l'entrée du filtre. Pour la turbidité aval, elle permet de limiter l'influence des pics ponctuels en sortie et de stabiliser l'apprentissage du modèle. Cette transformation permet donc au réseau de neurones d'apprendre sur une échelle plus régulière, tout en conservant l'information physique liée à la qualité de l'eau filtrée.

3.8.5 Variables d'entrée du modèle

Le choix des variables d'entrée constitue une étape importante dans la construction du modèle PANN. Les variables retenues doivent permettre de représenter les principaux phénomènes qui influencent la turbidité aval : la qualité de l'eau amont, l'état hydraulique du filtre, l'évolution du colmatage et la position du filtre dans son cycle de fonctionnement.

Le vecteur d'entrée du modèle est défini comme suit :

$$\mathbf{X} = [\Delta P, \Delta P_{rel}, R_{AP}, S_{AP}, t_c, \log(1+T_{amont}), \phi, F] \quad (20)$$

Ces variables ont été retenues car elles représentent les principaux phénomènes qui influencent le fonctionnement du filtre :

Tableau 3.5: Variables d'entrée du modèle PANN

Variable	Signification	Intérêt dans le modèle
ΔP	Perte de charge utilisée	Indique l'état hydraulique global
ΔP_{rel}	Perte de charge relative	Suit l'évolution du colmatage
$R_{\Delta P}$	Rapport de perte de charge	Normalise l'état du cycle
$S_{\Delta P}$	Variation de perte de charge	Détecte les augmentations rapides
t_c	Temps de cycle	Situe le point dans le cycle
$\log(1+T_{amont})$	Turbidité amont transformée	Représente la charge particulaire entrante
Φ	Phase de fonctionnement	Identifie l'état du filtre
F	Filtre ou ligne	Différencie les comportements

Le choix de ces variables permet de rapprocher le modèle d'une logique physique de filtration, même si le réseau reste un modèle numérique basé sur les données. Cette approche correspond au principe des modèles hybrides, qui utilisent les données disponibles tout en intégrant des informations issues de la connaissance du procédé (Raissi et al., 2019), (Schweidtmann et al., 2024).

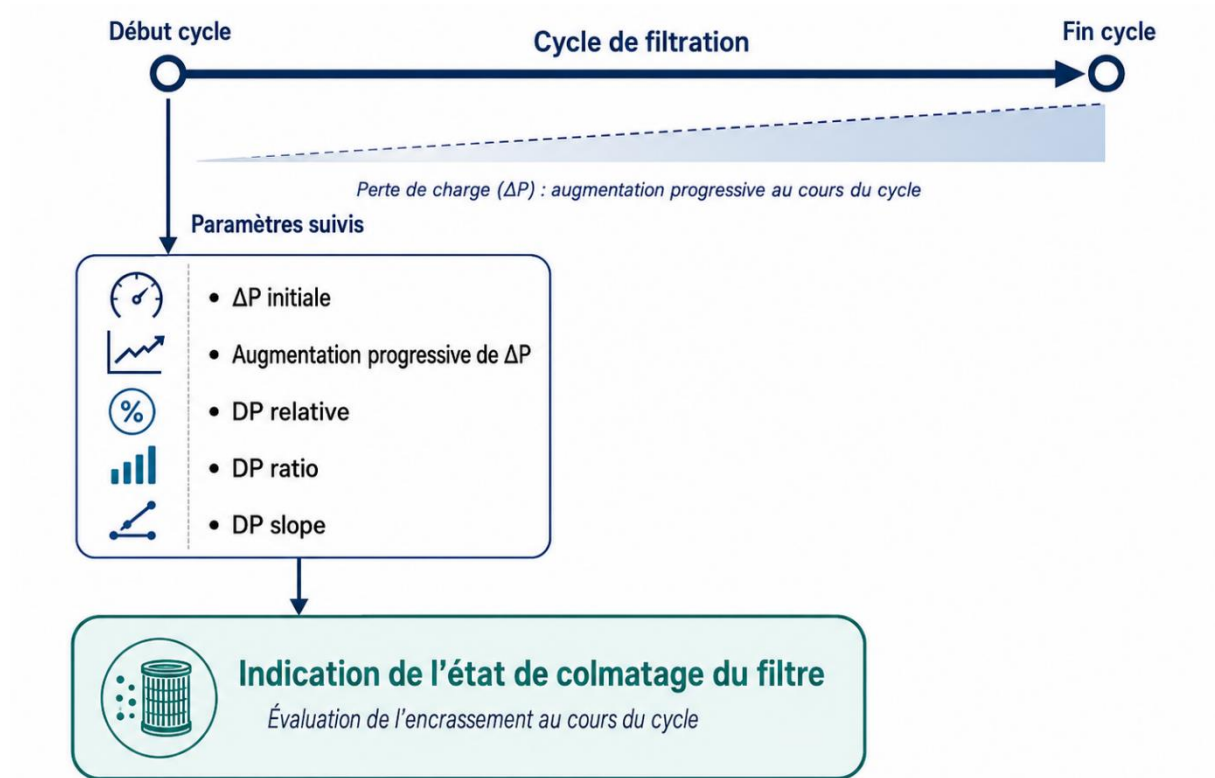


Figure 3.5: Cycle de filtration et indices de colmatage

La Figure 3.5: Cycle de filtration et indices de colmatage montre l'évolution du cycle de filtration depuis le début jusqu'à la fin du cycle. Au fur et à mesure que les particules sont retenues dans le lit filtrant, la perte de charge augmente progressivement. Les variables telles que la perte de charge relative, le rapport de perte de charge et la pente de perte de charge permettent de représenter cette évolution et d'indiquer l'état de colmatage du filtre. Ces variables sont ensuite utilisées comme entrées du modèle PANN afin de tenir compte de l'évolution réelle du filtre pendant son cycle de fonctionnement.

3.8.6 Structure du réseau de neurones

Le modèle PANN utilise un réseau de neurones artificiel pour relier les variables d'entrée à la turbidité aval transformée. Les réseaux de neurones sont adaptés à ce type de problème, car ils permettent d'approximer des relations non linéaires entre plusieurs variables d'entrée et une variable de sortie (Goodfellow et al., 2016), (Hastie et al., 2009).

La relation générale du modèle peut être écrite sous la forme suivante :

$$Y_{\text{pred}} = \text{NN}(X, \theta) \quad (21)$$

Chapitre III : Modélisation PANN

Avec :

- Y_{pred} : la valeur prédite de $\log(1+T_{\text{aval}})$;
- NN : le réseau de neurones ;
- X : le vecteur des variables d'entrée ;
- θ : l'ensemble des paramètres internes du réseau, c'est-à-dire les poids et les biais.

Dans une couche cachée du réseau, le calcul peut être représenté par :

$$h^{(k)} = g(W^{(k)}h^{(k-1)} + b^{(k)}) \quad (22)$$

Avec :

- $h^{(k)}$: la sortie de la couche k ;
- $W^{(k)}$: la matrice des poids ;
- $b^{(k)}$: le vecteur des biais ;
- g : la fonction d'activation.

Dans le modèle développé, la fonction d'activation utilisée dans les couches cachées est la fonction tangente hyperbolique :

$$g(z) = \tanh(z) \quad (23)$$

Cette fonction permet d'introduire la non-linéarité dans le modèle. Elle est adaptée à cette application, car le comportement d'un filtre rapide n'est pas linéaire. Une augmentation de la perte de charge n'entraîne pas nécessairement une augmentation proportionnelle de la turbidité aval. De même, l'effet de la turbidité amont dépend de l'état du filtre, du moment du cycle et des conditions d'exploitation.

Dans le modèle développé, la sortie du réseau correspond à la turbidité aval transformée :

$$Y = \log(1+T_{\text{aval}}) \quad (24)$$

La turbidité aval réelle prédite est ensuite obtenue par transformation inverse :

$$T_{\text{aval,pred}} = \exp(Y_{\text{pred}}) - 1 \quad (25)$$

Cette formulation permet d'améliorer la stabilité de l'apprentissage, en particulier lorsque les données contiennent des valeurs faibles et quelques pics de turbidité.

Chapitre III : Modélisation PANN

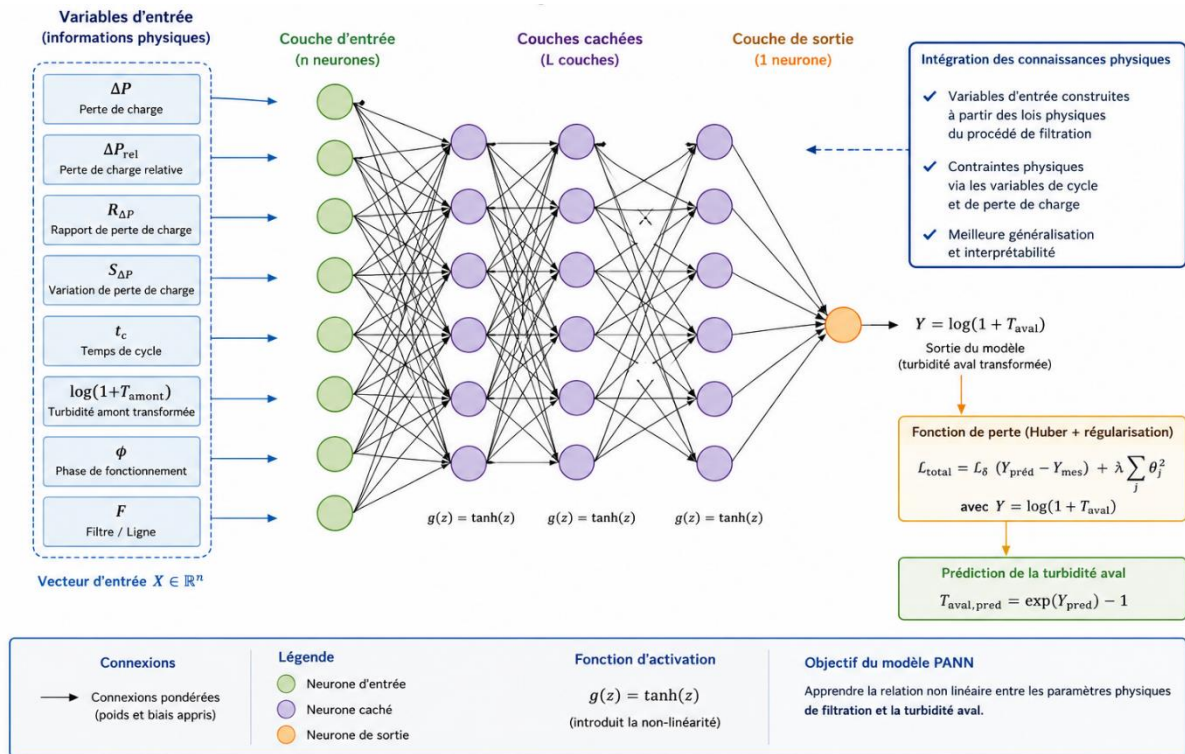


Figure 3.6: Architecture générale du modèle PANN

La figure 03 présente l'architecture générale du modèle PANN. Les variables d'entrée, construites à partir des données d'exploitation et des connaissances physiques du procédé, sont introduites dans le réseau. Les couches cachées permettent d'apprendre les relations non linéaires entre les paramètres de filtration et la turbidité aval. La sortie du modèle correspond à la turbidité aval transformée sous la forme $\log(1+T_{aval})$, puis reconvertie en turbidité réelle.

Les données disponibles ont été divisées en deux parties. Une première partie, représentant 75 % des données, a été utilisée pour l'apprentissage du modèle. Les 25 % restants ont été réservés au test. Cette séparation permet d'évaluer la capacité du modèle à prédire des données qu'il n'a pas vues pendant l'apprentissage (Goodfellow et al., 2016), (Hastie et al., 2009).

Dans cette étude, après nettoyage et préparation de la base, 138 points exploitables ont été retenus. Le jeu de test comprend 34 points.

La fonction de perte utilisée pendant l'apprentissage est la fonction de Huber. Elle a été retenue afin de limiter l'influence excessive des valeurs extrêmes dans l'apprentissage du modèle (Huber, 1964).

Chapitre III : Modélisation PANN

Ce choix est adapté aux données de turbidité, car celles-ci peuvent présenter quelques pics ponctuels en sortie du filtre. La fonction de Huber permet ainsi de conserver une bonne sensibilité aux faibles erreurs, tout en réduisant l'effet des écarts importants liés aux épisodes transitoires.

L'architecture retenue reste volontairement simple afin d'être adaptée à la taille limitée de la base de données. Un réseau trop complexe pourrait conduire à un surapprentissage, c'est-à-dire à une bonne reproduction des données d'apprentissage, mais à une faible capacité de prédiction sur de nouvelles données.

Le choix d'un modèle PANN avec des variables physiques permet donc de trouver un équilibre entre simplicité, interprétabilité et capacité de prédiction. Le modèle ne cherche pas à remplacer une modélisation physique complète du filtre, mais à exploiter les données disponibles de manière cohérente avec le fonctionnement réel de la filtration rapide.

3.8.7 Différence entre un réseau classique et le modèle PANN

Un réseau de neurones classique peut être utilisé pour établir une relation entre un ensemble de variables d'entrée et une variable de sortie. Dans le cas de cette étude, cela reviendrait à utiliser directement les données disponibles de la station, comme la turbidité amont, la perte de charge et l'identification du filtre, afin de prédire la turbidité aval. Cette approche est dite purement statistique ou data-Driven, car le modèle apprend principalement à partir des corrélations présentes dans les données, sans intégrer explicitement la compréhension physique du procédé étudié (Hastie et al., 2009).

Dans ce type de modèle, les variables sont souvent considérées comme de simples valeurs numériques. Le réseau cherche à minimiser l'erreur entre la sortie mesurée et la sortie prédite, mais il ne sait pas nécessairement ce que représente physiquement chaque variable. Par exemple, une perte de charge de 0,40 bar peut être traitée de la même manière par le réseau, qu'elle corresponde à un début de cycle, à un fonctionnement stable ou à une fin de cycle. Or, dans le cas d'un filtre rapide, la signification de cette valeur dépend fortement de l'état du filtre et de son évolution au cours du cycle.

Cette limite est importante, car la filtration rapide est un procédé dynamique. Au cours du cycle, les particules retenues dans le lit filtrant provoquent une augmentation progressive de la perte de charge. Cette augmentation traduit l'évolution du colmatage du média filtrant. Les paramètres généralement suivis pour évaluer le fonctionnement d'un filtre rapide sont la turbidité du filtrat, la

Chapitre III : Modélisation PANN

perte de charge et la durée du cycle avant lavage (Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(ISO, 2016),(Corso, 2023).

La perte de charge et la qualité du filtrat ne sont donc pas de simples variables indépendantes ; elles sont liées au comportement hydraulique et au mécanisme de rétention dans le lit filtrant.

C'est pour cette raison qu'un modèle PANN a été retenu dans cette étude. Le terme PANN, ou Physics-Assisted Neural Network, désigne ici un réseau de neurones dont la construction est assistée par la connaissance physique du procédé. Cette approche est proche du principe général des modèles hybrides, qui combinent les données mesurées avec une connaissance préalable du système étudié (Raissi et al., 2019),(Montgomery et al., 2012). Dans les approches informées ou assistées par la physique, l'objectif n'est pas seulement d'obtenir une bonne prédiction numérique, mais aussi d'introduire dans le modèle des grandeurs cohérentes avec le fonctionnement réel du procédé.

Le modèle PANN développé dans cette étude ne résout pas directement les équations physiques détaillées de la filtration. Il ne s'agit donc pas d'un modèle physique complet. En revanche, il utilise des variables construites à partir de la compréhension du procédé de filtration, notamment la perte de charge relative, le rapport de perte de charge, la pente de perte de charge, le temps de cycle et la phase de fonctionnement. Ces variables permettent de donner au réseau une information sur l'état d'avancement du colmatage et sur la position du filtre dans son cycle.

Cette approche est particulièrement adaptée au contexte de la station de Corso. Les données disponibles sont des données réelles d'exploitation, mais elles ne couvrent pas tous les paramètres nécessaires pour construire un modèle physique détaillé du filtre. Par exemple, les mesures individuelles de perte de charge par filtre, le débit réel par filtre, la vitesse instantanée de filtration et les informations détaillées sur les phases de maturation après lavage ne sont pas disponibles de manière complète. Dans ce contexte, un modèle PANN représente un compromis intéressant entre un modèle empirique simple et un modèle physique complet.

L'intérêt du modèle PANN est donc double. D'une part, il permet d'exploiter les données disponibles de la station. D'autre part, il permet de structurer ces données autour de variables qui ont un sens physique. Cette approche améliore la cohérence du modèle et facilite l'analyse des résultats. Elle permet aussi d'expliquer pourquoi certaines variables, comme la perte de charge relative ou la pente de perte de charge, sont importantes dans la prédiction de la turbidité aval.

Chapitre III : Modélisation PANN

Il faut toutefois préciser que le caractère PANN du modèle développé reste basé sur l'intégration de variables physiques dans les entrées du réseau. Il ne s'agit pas d'un PINN au sens strict, où les équations différentielles du procédé sont directement intégrées dans la fonction de perte. Les PINN, introduits par Raissi et al (Raissi et al., 2019), imposent généralement des lois physiques sous forme de contraintes dans l'apprentissage du réseau. Dans notre cas, l'approche est plus simple et plus adaptée au niveau de données disponible : la physique du procédé est introduite à travers le choix et la construction des variables explicatives.

Ainsi, le modèle développé peut être considéré comme un modèle de données guidé par la physique du procédé. Cette formulation est importante, car elle évite de présenter le modèle comme un modèle physique complet. Le modèle reste dépendant de la qualité des données d'exploitation. Si les données sont incomplètes ou peu représentatives de certaines situations, notamment les pics de turbidité ou les fins de cycle, la précision du modèle peut être limitée.

Dans cette étude, l'absence de mesures individuelles de perte de charge et de débit par filtre constitue une limite importante. La perte de charge utilisée dans le modèle est une grandeur représentative, mais elle ne permet pas de décrire parfaitement l'état hydraulique de chaque filtre. De même, l'absence du débit réel par filtre empêche de représenter précisément la vitesse de filtration instantanée. Ces limites expliquent pourquoi le modèle doit être considéré comme un outil d'analyse et non comme un outil définitif de pilotage automatique.

En résumé, le modèle PANN retenu se distingue d'un réseau de neurones classique par l'intégration de variables construites à partir du fonctionnement physique du filtre. Cette approche permet d'améliorer l'interprétation du modèle, de mieux représenter l'évolution du cycle de filtration et de relier les résultats aux phénomènes de colmatage. Elle reste cependant dépendante de la qualité des données disponibles, ce qui justifie les recommandations futures concernant l'amélioration de l'instrumentation et du suivi d'exploitation.

3.9 Données utilisées pour la modélisation

Les données utilisées pour la modélisation PANN proviennent de la base d'exploitation présentée et analysée dans les sections précédentes. Cette base couvre la période de février à avril 2026 et concerne le suivi des filtres rapides de la station de dessalement de Corso. Les paramètres disponibles comprennent principalement la perte de charge, les turbidités amont et aval des lignes A et B, les informations liées aux cycles de filtration ainsi que l'identification de la ligne de filtration.

Chapitre III : Modélisation PANN

Les paramètres de conception des filtres, tels que la configuration des médias filtrants, les hauteurs des couches et la vitesse nominale de filtration, sont issus de la note de calcul process de la station de dessalement de Corso (Schweidtmann et al., 2024). Ces données ont été utilisées pour caractériser l'état actuel des filtres. En revanche, la base utilisée pour l'apprentissage du modèle PANN repose sur les données d'exploitation disponibles, c'est-à-dire les mesures et les indicateurs réellement suivis ou calculés à partir du fonctionnement de la station.

L'objectif de cette section est de présenter la manière dont les données validées ont été organisées pour être introduites dans le modèle PANN. Les graphes descriptifs de la perte de charge et des turbidités amont et aval ont été présentés précédemment dans l'analyse descriptive des données. Dans cette partie, l'accent est mis sur la structure de la base utilisée sous MATLAB, les variables d'entrée du modèle et la variable de sortie à prédire.

Les données brutes ne sont pas toutes introduites directement dans le réseau de neurones. Certaines variables sont utilisées telles quelles, comme la perte de charge représentative ou l'identification de la ligne de filtration. D'autres variables sont transformées ou calculées afin de mieux représenter l'état physique du filtre. C'est le cas de la perte de charge relative, du rapport de perte de charge et de la variation de perte de charge, qui permettent de décrire l'évolution du colmatage au cours du cycle de filtration.

La turbidité amont représente la qualité de l'eau entrant dans les filtres. Elle est utilisée comme variable d'entrée, après transformation logarithmique, afin de limiter l'effet des fortes valeurs observées lors de certains épisodes de turbidité élevée. La turbidité aval représente la qualité de l'eau filtrée. Dans le modèle développé, elle constitue la variable à prédire.

La perte de charge disponible a été utilisée comme un indicateur hydraulique de l'état de colmatage des filtres. Toutefois, cette perte de charge ne correspond pas à une mesure individuelle détaillée pour chaque filtre. Elle a donc été considérée comme une grandeur représentative du fonctionnement hydraulique des lignes de filtration. Cette hypothèse permet d'exploiter les données disponibles, mais elle constitue une limite du modèle. Une instrumentation plus détaillée, comprenant la perte de charge et le débit par filtre, permettrait d'améliorer la précision de la modélisation.

Tableau 3.6: Variables retenues pour la modélisation PANN

Variable	Nature de la donnée	Signification	Rôle dans le modèle
DeltaP_utilisee_modele	Donnée d'exploitation représentative	Perte de charge utilisée dans le modèle	Indicateur hydraulique du colmatage
Turb_amont	Donnée mesurée	Turbidité à l'entrée de la filtration	Variable d'entrée représentant la qualité de l'eau à traiter
Turb_aval	Donnée mesurée	Turbidité à la sortie de la filtration	Variable à prédire
Temps_cycle_DP	Variable de cycle	Temps ou position dans le cycle de filtration	Indicateur d'avancement du cycle
DP_relative	Variable calculée	Évolution relative de la perte de charge dans le cycle	Indicateur de progression du colmatage
DP_ratio	Variable calculée	Rapport de perte de charge dans le cycle	Indicateur normalisé de l'état du cycle
DP_slope	Variable calculée	Variation de la perte de charge entre deux points successifs	Indicateur d'évolution rapide du colmatage
Phase_code	Variable codée	Phase de fonctionnement du filtre	Identification du régime de filtration
Filtre	Variable d'identification	Ligne ou filtre considéré	Différenciation du comportement des lignes

Chapitre III : Modélisation PANN

Les données ont été organisées sous forme d'un tableau exploitable sous MATLAB. Chaque ligne de la base correspond à un point de fonctionnement du filtre, tandis que chaque colonne correspond à une variable utilisée soit comme entrée, soit comme sortie du modèle. Les variables d'entrée sont regroupées dans une matrice (X), tandis que la variable de sortie est regroupée dans un vecteur (Y). Le réseau de neurones apprend ensuite la relation entre les conditions de fonctionnement du filtre et la turbidité aval.

Avant l'apprentissage, la base de données a été vérifiée afin d'écarter les lignes non exploitables. Certaines lignes peuvent contenir des valeurs manquantes, des valeurs incohérentes ou des informations insuffisantes pour calculer les variables de cycle. Les points non représentatifs ou incomplets ont été écartés afin d'éviter d'introduire des erreurs dans l'apprentissage.

Après organisation, nettoyage et structuration de la base, 138 points exploitables ont été retenus pour la modélisation. Ces points ont ensuite été divisés en deux parties. Environ 75 % des données, soit près de 104 points, ont été utilisées pour l'apprentissage du modèle. Les 25 % restants, soit 34 points, ont été réservés au test. Ces 34 points n'ont pas été utilisés pour ajuster les paramètres du réseau ; ils servent uniquement à évaluer la capacité du modèle à prédire des données nouvelles.

Cette organisation permet de distinguer clairement les données utilisées pour entraîner le modèle et les données utilisées pour évaluer sa capacité de généralisation. Elle constitue une étape essentielle pour vérifier si le modèle apprend réellement le comportement général des filtres, et non uniquement les données utilisées pendant l'apprentissage.

3.10 Convergence du modèle

La convergence du modèle a été évaluée à travers l'évolution de la fonction de perte au cours de la phase d'apprentissage. Cette étape est importante, car elle permet de vérifier si le réseau de neurones parvient à réduire progressivement l'erreur entre les valeurs mesurées et les valeurs prédites. Dans le cadre de cette étude, la fonction de perte utilisée est la fonction de Huber, qui permet de limiter l'influence excessive des valeurs extrêmes tout en conservant une bonne sensibilité aux faibles erreurs.

L'apprentissage du modèle a été réalisé sur les données d'entraînement, qui représentent 75 % de la base de données exploitable. Les 25 % restants ont été réservés au test afin d'évaluer la capacité du modèle à prédire des données qu'il n'a pas utilisées pendant l'apprentissage. La convergence a donc été analysée en suivant l'évolution de la fonction de perte jusqu'à 15 000 itérations.

Chapitre III : Modélisation PANN

La courbe de convergence montre une diminution progressive de la fonction de perte au cours des itérations. Cette diminution indique que le modèle ajuste progressivement ses paramètres internes, notamment les poids et les biais du réseau, afin de mieux représenter la relation entre les variables d'entrée et la turbidité aval. Au début de l'apprentissage, la perte est généralement plus élevée, car les paramètres du réseau ne sont pas encore adaptés aux données. Ensuite, la loss diminue progressivement, ce qui traduit une amélioration de l'apprentissage.

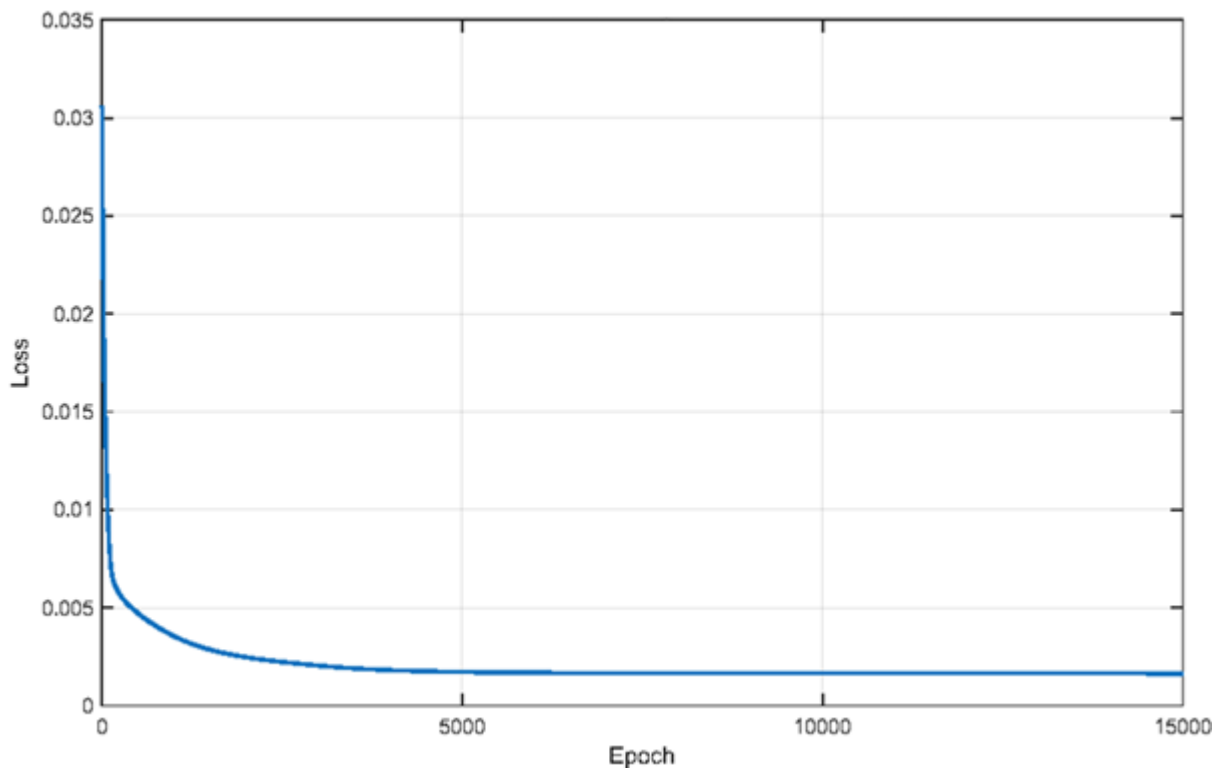


Figure 3.7: Évolution de la fonction de perte au cours de l'apprentissage du modèle PANN

La diminution régulière de la fonction de perte jusqu'à 15 000 itérations montre que l'apprentissage se déroule de manière stable. Aucune divergence numérique n'est observée, ce qui signifie que le modèle ne présente pas d'instabilité importante pendant l'entraînement. Cette stabilité est un point positif, car elle indique que l'architecture choisie, la transformation logarithmique de la turbidité et la fonction de Huber sont adaptées à la base de données utilisée.

La convergence observée confirme également que le modèle est capable d'exploiter les variables disponibles, notamment la perte de charge, la turbidité amont transformée, les variables de cycle et l'identification de la ligne de filtration. Le réseau parvient donc à apprendre une relation entre les conditions de fonctionnement des filtres et la turbidité aval.

Chapitre III : Modélisation PANN

Cependant, une bonne convergence de la fonction de perte ne signifie pas automatiquement que le modèle est capable de prédire parfaitement tous les points de fonctionnement. La convergence indique seulement que le modèle a réussi à réduire l'erreur sur les données utilisées pendant l'apprentissage. Pour vérifier la qualité réelle du modèle, il est nécessaire de comparer les valeurs de turbidité aval mesurées avec les valeurs prédites, en particulier sur les données de test.

Cette distinction est importante dans le cas de la station de Corso, car la base de données disponible reste limitée et certains phénomènes transitoires ne sont pas entièrement représentés. Les pics ponctuels de turbidité aval, les phases de reprise après lavage ou les variations rapides de la qualité de l'eau amont peuvent être difficiles à reproduire uniquement à partir des variables disponibles. Ainsi, la convergence du modèle doit être interprétée comme une indication de stabilité de l'apprentissage, mais elle doit être complétée par l'analyse des indicateurs statistiques tels que le RMSE, le MAE et le coefficient R^2 .

En résumé, la courbe de convergence montre que le modèle PANN apprend de manière progressive et stable. Elle confirme que le réseau est capable d'utiliser les données disponibles pour réduire l'erreur d'apprentissage. Toutefois, l'évaluation finale de la performance du modèle repose sur la comparaison entre les valeurs mesurées et les valeurs prédites, présentée dans les sections suivantes.

3.11 Résultats de la modélisation PANN

Après l'apprentissage du modèle, les résultats ont été analysés afin d'évaluer la capacité du réseau PANN à prédire la turbidité aval des filtres rapides. L'évaluation a été réalisée en comparant les valeurs mesurées de turbidité aval avec les valeurs prédites par le modèle.

L'analyse des résultats a été effectuée selon deux niveaux. Le premier concerne les données de test, qui n'ont pas été utilisées pendant l'apprentissage. Ces données permettent d'évaluer la capacité du modèle à généraliser ses prédictions. Le deuxième concerne l'ensemble des données disponibles, afin d'apprécier le comportement global du modèle sur toute la base exploitée.

Les indicateurs statistiques utilisés pour l'évaluation sont le RMSE, le MAE et le coefficient de détermination R^2 . Le RMSE permet de mesurer l'erreur quadratique moyenne entre les valeurs mesurées et prédites. Le MAE représente l'erreur moyenne absolue. Le coefficient R^2 indique la capacité du modèle à expliquer la variabilité des données mesurées.

3.11.1 Résultats obtenus sur les données de test

Les données de test représentent 25 % de la base exploitable. Elles n'ont pas été utilisées pendant l'apprentissage du modèle. Elles permettent donc de vérifier si le modèle est capable de prédire correctement de nouvelles données.

La figure suivante présente la comparaison entre la turbidité aval mesurée et la turbidité aval prédite sur les données de test.

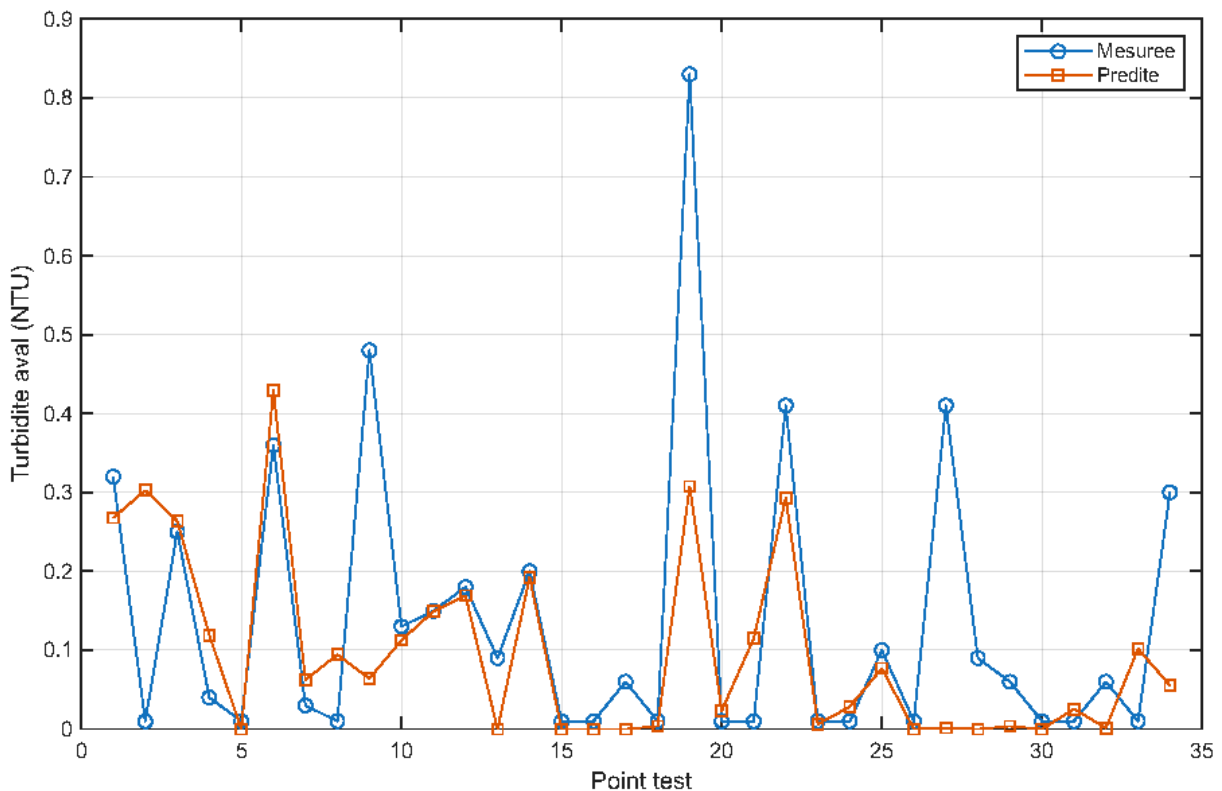


Figure 3.8: Comparaison entre la turbidité aval mesurée et prédite sur les données de test

D'après la figure, le modèle suit globalement l'évolution générale de la turbidité aval. Les faibles valeurs de turbidité sont relativement bien représentées. Cependant, certains pics de turbidité mesurés sont sous-estimés par le modèle. Cette sous-estimation est particulièrement visible lors des augmentations brusques de la turbidité aval.

Les indicateurs statistiques obtenus sur les données de test sont présentés dans le tableau suivant.

Tableau 3.7: Performances du modèle PANN sur les données de test

Indicateur	Résultat	Interprétation
Nombre de points test	34	Données non utilisées pendant l'apprentissage
RMSE	0,157 NTU	Erreur quadratique moyenne sur les prédictions
MAE	0,090 NTU	Erreur absolue moyenne
R ²	0,265	Capacité modérée à expliquer la variabilité des données test

Le RMSE de 0,157 NTU montre que l'erreur globale reste acceptable pour une première approche de modélisation basée sur des données réelles d'exploitation. Le MAE de 0,090 NTU indique que l'écart moyen entre les valeurs mesurées et les valeurs prédites reste relativement faible.

Cependant, le coefficient R² de 0,265 montre que le modèle n'explique qu'une partie de la variabilité observée sur les données de test. Cette valeur modérée peut être expliquée par plusieurs facteurs, notamment la taille limitée de la base de données, l'absence de mesure individuelle de perte de charge par filtre, l'absence du débit réel par filtre et la présence de phénomènes transitoires difficilement représentés par les variables disponibles.

Ainsi, les résultats sur les données de test montrent que le modèle est capable de reproduire la tendance générale, mais qu'il reste limité pour la prédiction précise des pics ponctuels de turbidité.

3.11.2 Résultats obtenus sur l'ensemble des données

L'analyse sur l'ensemble des données permet d'évaluer le comportement global du modèle sur la totalité de la base exploitable. Cette analyse inclut à la fois les données utilisées pour l'apprentissage et les données réservées au test.

La figure suivante présente la comparaison entre les valeurs mesurées et les valeurs prédites sur l'ensemble des données.

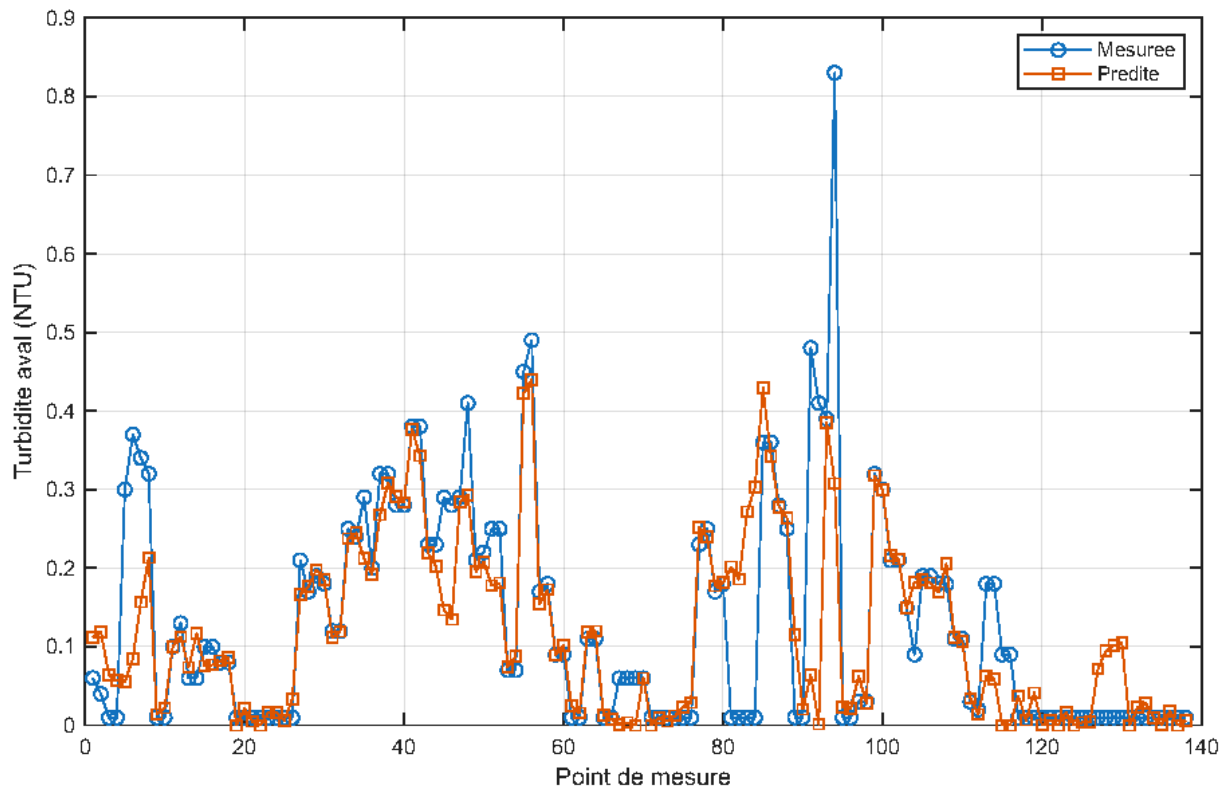


Figure 3.9: Comparaison entre la turbidité aval mesurée et prédite sur l'ensemble des données

Les résultats montrent que le modèle reproduit correctement la tendance générale de la turbidité aval. Les faibles valeurs de turbidité sont globalement bien représentées. En revanche, certains pics restent sous-estimés, ce qui confirme que les épisodes de dégradation rapide de la qualité du filtrat sont plus difficiles à prédire.

Les indicateurs statistiques obtenus sur l'ensemble des données sont présentés dans le tableau suivant.

Tableau 3.8: Performances du modèle PANN sur l'ensemble des données

Indicateur	Résultat	Interprétation
Nombre de données exploitées	138	Base totale après nettoyage
RMSE	0,095 NTU	Erreur quadratique moyenne globale
MAE	0,046 NTU	Erreur absolue moyenne globale
R ²	0,559	Représentation correcte de la tendance générale

Le RMSE de 0,095 NTU et le MAE de 0,046 NTU montrent que l'erreur globale du modèle reste faible sur l'ensemble de la base. Le coefficient R² de 0,559 indique que le modèle explique une partie importante de la variabilité générale de la turbidité aval.

Toutefois, ce résultat doit être interprété avec prudence, car il inclut également les données utilisées pendant l'apprentissage. Il ne doit donc pas être considéré comme une mesure unique de la capacité prédictive du modèle. Les résultats sur les données de test restent plus représentatifs pour juger la capacité du modèle à généraliser.

3.11.3 Comparaison entre les performances sur test et sur l'ensemble des données

La comparaison entre les résultats obtenus sur les données de test et ceux obtenus sur l'ensemble des données permet d'évaluer la robustesse du modèle.

Tableau 3.9: Comparaison des performances du modèle PANN

Jeu de données	Nombre de points	RMSE (NTU)	MAE (NTU)	R ²
Données de test	34	0,157	0,090	0,265
Ensemble des données	138	0,095	0,046	0,559

Les performances sont meilleures sur l'ensemble des données que sur les données de test. Cette différence est logique, car l'ensemble des données contient les points utilisés pendant l'apprentissage. Le modèle reproduit donc mieux les situations qu'il a déjà rencontrées.

Chapitre III : Modélisation PANN

Sur les données de test, l'erreur est plus élevée et le R^2 est plus faible. Cela montre que le modèle possède une capacité de généralisation, mais que celle-ci reste limitée. Cette limitation peut être liée à la faible quantité de données disponibles et à l'absence de certaines variables explicatives importantes, comme le débit réel par filtre, la perte de charge individuelle par filtre ou la durée exacte depuis le dernier lavage.

3.12 Discussion

Les résultats obtenus montrent que le modèle PANN développé permet de représenter de manière satisfaisante la tendance générale de la turbidité aval des filtres rapides de la station de dessalement de Corso. L'intégration de la turbidité amont, de la perte de charge, des variables de cycle et de l'identification de la ligne de filtration a permis au modèle d'exploiter les principales informations disponibles dans la base de données.

Sur l'ensemble des données, le modèle atteint un RMSE de 0,095 NTU, un MAE de 0,046 NTU et un coefficient R^2 de 0,559. Ces résultats montrent que le modèle reproduit correctement le comportement global des filtres. Les faibles valeurs de turbidité aval, qui représentent la majorité des points de fonctionnement, sont globalement bien estimées. Cela indique que le modèle est capable d'apprendre les conditions de fonctionnement les plus fréquentes de la station.

Cependant, les résultats obtenus sur les données de test sont plus modestes. Le modèle présente un RMSE de 0,157 NTU, un MAE de 0,090 NTU et un R^2 de 0,265. Cette différence entre les performances sur l'ensemble des données et celles obtenues sur le jeu de test montre que la capacité de généralisation du modèle reste limitée. Le modèle apprend correctement les tendances présentes dans la base, mais il devient moins précis lorsqu'il doit prédire des points qui n'ont pas été utilisés pendant l'apprentissage.

Cette limitation peut être expliquée en premier lieu par la taille réduite de la base de données. Après nettoyage et structuration, seulement 138 points exploitables ont été retenus pour la modélisation. Parmi ces points, 34 ont été réservés au test. Cette quantité reste relativement faible pour entraîner un réseau de neurones, même avec une architecture volontairement simple. Une base de données plus large, couvrant plusieurs mois d'exploitation et plusieurs cycles complets de filtration, permettrait probablement d'améliorer la robustesse du modèle.

La deuxième limite concerne la nature des données disponibles. La perte de charge utilisée dans le modèle ne correspond pas à une mesure individuelle détaillée pour chaque filtre. Elle a été considérée comme une perte de charge représentative du fonctionnement hydraulique des lignes

Chapitre III : Modélisation PANN

de filtration. Cette hypothèse permet d'exploiter les données existantes, mais elle limite la précision de l'interprétation. En réalité, chaque filtre peut évoluer différemment selon son état de colmatage, la qualité du lavage, la répartition hydraulique et l'état du média filtrant.

L'absence du débit réel par filtre constitue également une limite importante. La vitesse de filtration instantanée peut varier selon le nombre de filtres en service, les filtres en lavage ou les conditions d'exploitation. Or, la vitesse de filtration influence directement le temps de contact dans le lit filtrant, la perte de charge et la qualité du filtrat. Sans mesure du débit par filtre, le modèle ne peut pas représenter avec précision l'effet de la charge hydraulique réelle sur la turbidité aval.

Les résultats montrent aussi que le modèle sous-estime certains pics de turbidité aval. Cette observation est confirmée par l'analyse des dépassements du seuil de 0,30 NTU. Le nombre de dépassements mesurés est de 17, alors que le modèle en prédit 11. Cela signifie que le modèle détecte une partie des épisodes de dégradation de la qualité, mais ne reproduit pas totalement les pics ponctuels.

Cette sous-estimation peut être liée à plusieurs phénomènes transitoires qui ne sont pas entièrement décrits dans la base de données. Parmi ces phénomènes, on peut citer la phase de maturation après lavage, les variations brusques de la qualité de l'eau amont, les perturbations hydrauliques, une répartition non uniforme du débit entre les filtres ou encore un colmatage localisé non détecté par la perte de charge globale. Ces phénomènes peuvent provoquer une augmentation rapide de la turbidité aval sans que les variables disponibles ne permettent de l'anticiper correctement.

La transformation logarithmique de la turbidité a permis de stabiliser l'apprentissage et de réduire l'influence excessive des valeurs élevées. Elle a donc contribué à améliorer la stabilité du modèle. Toutefois, cette transformation peut aussi avoir pour effet de lisser certains pics, surtout lorsque les événements extrêmes sont peu nombreux dans la base de données. Le modèle apprend principalement les situations les plus fréquentes et devient moins sensible aux épisodes rares.

L'utilisation de la fonction de Huber constitue un choix adapté pour ce type de données, car elle limite l'effet des valeurs extrêmes tout en conservant une bonne sensibilité aux faibles erreurs. Néanmoins, comme pour la transformation logarithmique, elle peut réduire l'influence des pics très élevés pendant l'apprentissage. Ce choix est donc cohérent pour obtenir un modèle stable, mais il peut expliquer en partie la difficulté du modèle à reproduire précisément les dépassements ponctuels.

Chapitre III : Modélisation PANN

Malgré ces limites, l'approche PANN présente un intérêt important. Elle ne se limite pas à un modèle purement statistique. Les variables introduites dans le réseau ont été choisies à partir de la compréhension du fonctionnement physique des filtres rapides. La perte de charge relative, le rapport de perte de charge, la pente de perte de charge et le temps de cycle permettent de représenter l'évolution du colmatage et l'avancement du cycle de filtration. Cette approche permet donc de mieux relier les résultats du modèle aux phénomènes réels observés dans la station.

Le modèle développé doit donc être considéré comme un outil d'analyse de l'état actuel des filtres, et non comme un outil définitif de pilotage automatique. Il permet d'exploiter les données disponibles, d'identifier les tendances générales et de mettre en évidence les limites de l'instrumentation actuelle. Pour améliorer le modèle, il serait nécessaire de disposer de mesures plus détaillées, notamment la perte de charge individuelle par filtre, le débit réel par filtre, la durée exacte depuis le dernier lavage, les phases de maturation et les données de qualité d'eau amont avec une fréquence plus élevée.

En résumé, les résultats montrent que le modèle PANN est capable de reproduire le comportement global de la filtration rapide, mais qu'il reste limité pour la prédiction fine des épisodes transitoires. Cette conclusion est cohérente avec la nature des données disponibles. L'approche proposée constitue donc une première base intéressante pour l'analyse et l'optimisation future des filtres rapides de la station de Corso.

3.13 Conclusion

Dans ce chapitre, on a développé et évalué un modèle PANN pour estimer la turbidité aval des filtres rapides de la station de Corso, à partir des données d'exploitation disponibles. La configuration des filtres a d'abord été caractérisée à partir de la note de calcul process, puis 138 points exploitables ont été structurés et répartis à 75/25 % entre apprentissage et test.

Le modèle intègre des variables à sens physique perte de charge relative, rapport et variation de perte de charge ce qui le distingue d'une approche purement statistique. La transformation logarithmique et la fonction de Huber ont stabilisé l'entraînement. Sur les données de test, les performances restent modérées ($R^2 = 0,265$; $RMSE = 0,157$ NTU), contre de meilleures performances globales ($R^2 = 0,559$; $RMSE = 0,095$ NTU), confirmant une bonne représentation de la tendance générale mais une généralisation limitée. Sur les 17 dépassements du seuil de 0,30 NTU, seulement 11 sont détectés, révélant une sous-estimation des pics transitoires.

Chapitre III : Modélisation PANN

Ces limites s'expliquent par l'absence de mesures individuelles par filtre : perte de charge, débit réel, vitesse de filtration instantanée et données de maturation. L'enrichissement futur de la base de données sur ces variables est la principale recommandation pour améliorer la précision.

Le modèle PANN constitue donc une première approche de modélisation physico-numérique des filtres de Corso : il exploite les données existantes, identifie les paramètres influents et pose les bases pour une optimisation future du procédé.

Chapitre IV : Optimisation des filtres rapides

4 Chapitre IV : Optimisation des filtres rapides

4.1 Introduction

Après avoir développé et évalué le modèle PANN appliqué aux filtres rapides de la station de dessalement de Corso, ce chapitre est consacré à l'utilisation de ce modèle comme outil d'aide à l'optimisation. L'objectif n'est plus seulement de reproduire le comportement actuel des filtres, mais d'étudier l'effet de certaines modifications de conception ou d'exploitation sur la qualité de l'eau filtrée.

L'optimisation proposée repose sur une approche par scénarios. Plusieurs configurations ont été testées numériquement en faisant varier certains paramètres représentatifs du fonctionnement des filtres, notamment la hauteur du lit filtrant, la granulométrie du média et la vitesse de filtration. Ces paramètres ont été choisis car ils influencent directement le temps de contact, la perte de charge, le colmatage du média filtrant et la capacité de rétention des particules.

Le modèle PANN est utilisé dans ce chapitre comme un modèle prédictif permettant d'estimer la turbidité aval pour chaque scénario étudié. La configuration actuelle des filtres est d'abord considérée comme scénario de référence. Les scénarios optimisés sont ensuite comparés à cette configuration afin d'évaluer leur effet sur la turbidité aval prédite, la turbidité moyenne, les dépassements du seuil de 0,30 NTU et la relation entre la perte de charge et la qualité du filtrat.

Cette démarche permet d'analyser, de manière numérique, l'intérêt potentiel de certaines pistes d'amélioration sans modifier directement l'installation réelle. Elle constitue donc une étape intermédiaire entre l'analyse des données d'exploitation et une éventuelle optimisation opérationnelle ou conceptuelle des filtres. Les résultats obtenus doivent toutefois être interprétés comme des résultats de simulation. Toute modification réelle de la configuration des filtres doit être vérifiée par une étude hydraulique détaillée, par les recommandations du fournisseur, par les contraintes de lavage à contre-courant et, si possible, par des essais sur site.

Le chapitre présente d'abord la méthodologie adoptée pour construire les scénarios d'optimisation. Il expose ensuite les paramètres étudiés et les critères utilisés pour comparer les scénarios. Les résultats sont analysés à travers la comparaison entre l'état actuel et le scénario optimisé, l'évolution de la turbidité aval prédite, le nombre de dépassements du seuil retenu et le classement global des scénarios. Enfin, une discussion est proposée afin d'identifier les apports, les limites et

les recommandations pratiques issues de cette optimisation. Méthodologie d'optimisation par scénarios

L'optimisation des filtres rapides a été réalisée à partir d'une approche par scénarios. Cette méthode consiste à modifier virtuellement certains paramètres de conception ou d'exploitation, puis à utiliser le modèle PANN développé précédemment pour estimer leur effet sur la turbidité aval prédite. Elle permet ainsi de comparer plusieurs configurations sans intervenir directement sur l'installation réelle.

La configuration actuelle des filtres a été considérée comme scénario de référence. Elle correspond à l'état existant de la station, avec une hauteur totale du lit filtrant de 1,20 m, une vitesse de filtration de 8,34 m/h et une granulométrie caractéristique du média filtrant de 0,96 mm. Ces paramètres sont issus de la note de calcul process de la station de dessalement de Corso (Corso, 2023).

À partir de cette configuration, plusieurs scénarios ont été construits en faisant varier trois paramètres principaux : la hauteur du lit filtrant (H), la granulométrie du média (d) et la vitesse de filtration (v). Ces paramètres ont été retenus car ils influencent directement le fonctionnement d'un filtre rapide, notamment le temps de contact, la perte de charge, la rétention des particules et l'évolution du colmatage (AWWA, 2011),(Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(Kawamura, 2000),(BeCloud.com, n.d.).

L'augmentation de la hauteur du lit filtrant peut améliorer la filtration en profondeur en augmentant le volume de média disponible pour la rétention des particules. Elle doit toutefois rester compatible avec la hauteur libre du filtre, l'expansion du média pendant le lavage et les conditions de lavage à contre-courant(AWWA, 2011),(Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(Kawamura, 2000).

La granulométrie influence la capacité de rétention et la perte de charge. Un média plus fin peut améliorer la rétention des particules, mais il peut aussi accélérer le colmatage. À l'inverse, un média plus grossier réduit généralement la perte de charge, mais peut diminuer l'efficacité de rétention des particules fines (AWWA, 2011),(Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(BeCloud.com, n.d.).

La vitesse de filtration constitue également un paramètre important. Sa diminution réduit la charge hydraulique appliquée au filtre et peut favoriser une meilleure qualité du filtrat. Cependant, cette

modification doit être analysée en tenant compte du débit à traiter, du nombre de filtres en service et des contraintes d'exploitation de la station (Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(BeCloud.com, n.d.),(Voutchkov, 2014).

Dans cette étude, les scénarios testés sont des scénarios numériques simulés à partir du modèle PANN. Ils ne correspondent pas à des modifications réelles déjà appliquées sur la station. Le modèle est utilisé comme outil prédictif pour estimer la turbidité aval associée à chaque scénario. Cette approche s'inscrit dans le cadre des modèles hybrides et assistés par la physique, qui combinent les données disponibles avec la connaissance du procédé (Raissi et al., 2019),(Schweidtmann et al., 2024).

Pour chaque scénario, les paramètres d'entrée du modèle ont été ajustés afin de représenter la configuration étudiée. Les résultats obtenus ont ensuite été comparés à ceux du scénario actuel afin d'évaluer l'effet de chaque modification sur la qualité de l'eau filtrée.

L'évaluation des scénarios repose principalement sur la turbidité aval moyenne prédite, le nombre de dépassements du seuil de 0,30 NTU, la relation entre la perte de charge et la turbidité aval, le score global d'optimisation et la cohérence hydraulique du scénario.

Le seuil de 0,30 NTU a été utilisé comme indicateur de suivi des épisodes de dégradation de la qualité du filtrat. La turbidité constitue un indicateur important de la qualité de l'eau filtrée. Sa mesure est généralement encadrée par des méthodes normalisées, notamment l'ISO 7027-1 (ISO, 2016). Les recommandations de l'OMS rappellent également l'importance du contrôle de la turbidité dans l'eau destinée à la consommation humaine (WHO, 2022).

L'optimisation ne doit toutefois pas être interprétée uniquement à partir de la turbidité aval. Un scénario peut améliorer la qualité de l'eau filtrée, mais entraîner une augmentation de la perte de charge, une réduction de la durée des cycles ou des contraintes supplémentaires lors du lavage. Les résultats doivent donc être analysés en tenant compte à la fois de la performance de filtration, des contraintes hydrauliques et des conditions d'exploitation (AWWA, 2011),(Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(Kawamura, 2000),(Voutchkov, 2014).

La méthodologie adoptée permet ainsi de comparer plusieurs configurations possibles et d'identifier le scénario présentant le meilleur compromis entre amélioration de la qualité du filtrat, stabilité hydraulique et faisabilité opérationnelle. Elle constitue une première étape d'aide à la

décision, qui devra être complétée par une vérification hydraulique détaillée, les recommandations du fournisseur et une validation pratique avant toute modification réelle des filtres.

4.2 Définition des scénarios d'optimisation

Les scénarios d'optimisation ont été construits à partir de la configuration actuelle des filtres rapides de la station de dessalement de Corso. Cette configuration constitue le scénario de référence, noté S0. Elle correspond à l'état actuel des filtres, avec une hauteur totale du lit filtrant de 1,20 m, une granulométrie caractéristique du média filtrant de 0,96 mm et une vitesse de filtration de 8,34 m/h. Ces paramètres sont issus de la configuration actuelle de la station (Voutchkov, 2017).

À partir de ce scénario de référence, plusieurs scénarios ont été étudiés en modifiant un ou plusieurs paramètres influençant le comportement du filtre. Les paramètres retenus sont :

- La hauteur totale du lit filtrant (H) ;
- La granulométrie représentative du média (d) ;
- La vitesse de filtration (v).

Ces paramètres ont été choisis car ils ont une influence directe sur le fonctionnement de la filtration rapide. La hauteur du lit filtrant agit sur le volume de média disponible pour la rétention des particules. La granulométrie influence la finesse de filtration, la perte de charge et la vitesse de colmatage. La vitesse de filtration agit sur la charge hydraulique appliquée au filtre, le temps de contact dans le média et la qualité du filtrat (AWWA, 2011),(Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(Kawamura, 2000).

Le scénario actuel S0 a été utilisé comme base de comparaison. Les autres scénarios ont été construits en appliquant des variations relatives sur les paramètres (H), (d) et (v). Les variations retenues sont de type augmentation ou diminution de 10 % ou 20 %, selon le paramètre considéré. L'objectif est d'évaluer l'effet potentiel de chaque modification sur la turbidité aval prédite par le modèle PANN.

Le **Tableau 4.1** suivant présente les scénarios étudiés.

Tableau 4.1: Scénarios de conception étudiés pour l’optimisation des filtres rapides

Scénario	Description	(H/H ₀)	(d/d ₀)	(v/v ₀)	(H) (m)	(d) (mm)	(v) (m/h)
S0	Configuration actuelle	1,00	1,00	1,00	1,20	0,960	8,340
S1	Augmentation de la hauteur du lit de 10 %	1,10	1,00	1,00	1,32	0,960	8,340
S2	Augmentation de la hauteur du lit de 20 %	1,20	1,00	1,00	1,44	0,960	8,340
S3	Diminution de la granulométrie de 10 %	1,00	1,00	1,00	1,20	0,864	8,340
S4	Augmentation de la granulométrie de 10 %	1,00	1,00	1,00	1,20	1,056	8,340
S5	Augmentation de la hauteur de 10 % et diminution de la granulométrie de 10 %	1,10	1,00	1,00	1,32	0,864	8,340
S6	Diminution de la granulométrie de 10 % et diminution de la vitesse de 10 %	1,00	1,10	0,90	1,20	0,864	7,506
S7	Augmentation de la hauteur de 10 % et diminution de la vitesse de 10 %	1,10	1,10	0,90	1,32	0,960	7,506

Scénario	Description	(H/H ₀)	(d/d ₀)	(v/v ₀)	(H) (m)	(d) (mm)	(v) (m/h)
S0	Configuration actuelle	1,00	1,00	1,00	1,20	0,960	8,340
S1	Augmentation de la hauteur du lit de 10 %	1,10	1,00	1,00	1,32	0,960	8,340
S2	Augmentation de la hauteur du lit de 20 %	1,20	1,00	1,00	1,44	0,960	8,340
S3	Diminution de la granulométrie de 10 %	1,00	1,00	1,00	1,20	0,864	8,340
S4	Augmentation de la granulométrie de 10 %	1,00	1,00	1,00	1,20	1,056	8,340
S5	Augmentation de la hauteur de 10 % et diminution de la granulométrie de 10 %	1,10	1,00	1,00	1,32	0,864	8,340
S6	Diminution de la granulométrie de 10 % et diminution de la vitesse de 10 %	1,00	1,10	0,90	1,20	0,864	7,506
S7	Augmentation de la hauteur de 10 % et diminution de la vitesse de 10 %	1,10	1,10	0,90	1,32	0,960	7,506

Le scénario S0 représente la configuration actuelle et sert de référence pour l'évaluation des gains. Les scénarios S1 et S2 permettent d'étudier l'effet d'une augmentation de la hauteur du lit filtrant. Les scénarios S3 et S4 permettent d'évaluer l'effet d'une modification de la granulométrie. Les

scénarios S5, S6 et S7 combinent deux modifications afin d'analyser les effets couplés entre la hauteur du lit, la granulométrie et la vitesse de filtration.

Le choix de tester une augmentation de la hauteur du lit filtrant repose sur l'hypothèse qu'un volume de média plus important peut améliorer la filtration en profondeur et réduire la turbidité aval. Toutefois, cette modification doit rester compatible avec la hauteur libre disponible dans le filtre, l'expansion du média pendant le lavage et la perte de charge admissible (Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(Kawamura, 2000).

La diminution de la granulométrie est étudiée car un média plus fin peut améliorer la rétention des particules fines. Cependant, cette amélioration peut s'accompagner d'une augmentation de la perte de charge et d'un colmatage plus rapide. À l'inverse, une granulométrie plus élevée peut réduire la perte de charge, mais elle peut diminuer la capacité de rétention des particules les plus fines (AWWA, 2011),(BeClood.com, n.d.).

La diminution de la vitesse de filtration est étudiée afin d'évaluer l'effet d'une charge hydraulique plus faible sur la qualité du filtrat. Une vitesse plus faible augmente le temps de contact de l'eau avec le média filtrant et peut améliorer la stabilité de la turbidité aval. Toutefois, dans une station de dessalement, cette modification doit être analysée en tenant compte du débit global à traiter, du nombre de filtres disponibles et des contraintes d'exploitation de l'unité (BeClood.com, n.d.),(Voutchkov, 2014).

Ces scénarios ne constituent pas des solutions de redimensionnement définitives. Ils représentent des hypothèses numériques permettant d'évaluer la sensibilité du modèle PANN aux principaux paramètres de filtration. Les résultats obtenus doivent donc être interprétés comme une aide à la décision, et non comme une recommandation directe de modification de l'installation. Toute modification réelle de la hauteur du média, de la granulométrie ou de la vitesse de filtration devrait être précédée d'une vérification hydraulique détaillée, d'une analyse des conditions de lavage et d'une validation opérationnelle.

4.3 Critères d'évaluation des scénarios

L'évaluation des scénarios d'optimisation repose sur plusieurs critères complémentaires. L'objectif n'est pas de choisir un scénario uniquement à partir d'un seul indicateur, mais de rechercher un compromis entre la qualité de l'eau filtrée, la stabilité hydraulique du filtre et la faisabilité opérationnelle de la modification proposée.

Dans cette étude, les scénarios ont été comparés par rapport à la configuration actuelle, notée S0. Cette configuration sert de référence pour évaluer les gains ou les dégradations liés aux modifications de la hauteur du lit filtrant, de la granulométrie du média ou de la vitesse de filtration.

Le premier critère utilisé est la turbidité aval moyenne prédite. Elle permet d'évaluer la qualité globale du filtrat obtenue pour chaque scénario. Une diminution de cette valeur traduit une amélioration de la performance de filtration. La turbidité aval moyenne prédite est définie par :

$$\overline{T_{aval,pred}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_{aval,pred,i} \quad (26)$$

Avec :

- $T_{(aval,pred)}$: la turbidité aval moyenne prédite ;
- $T_{(aval,pred,i)}$: la turbidité aval prédite au point de mesure i ;
- n : le nombre total de points considérés.

Le deuxième critère concerne le nombre de dépassements du seuil de turbidité. Dans cette étude, le seuil de 0,30 NTU a été retenu comme indicateur de suivi des épisodes de dégradation de la qualité du filtrat. Ce seuil permet de comparer les scénarios non seulement sur leur performance moyenne, mais aussi sur leur capacité à réduire les épisodes de turbidité élevée. La turbidité étant un indicateur important de la qualité de l'eau filtrée, son suivi doit être réalisé avec rigueur, conformément aux méthodes normalisées de mesure et aux recommandations relatives à la qualité de l'eau destinée à la consommation humaine (ISO, 2016), (WHO, 2022).

Le nombre de dépassements est calculé par :

$$N_{0,30} = \sum_{i=1}^n I(T_{aval,pred,i} > 0,30) \quad (27)$$

Avec :

- $N_{0,30}$: le nombre de dépassements du seuil de 0,30 NTU ;

- $I(T_{aval,pred,i} > 0,30)$: une fonction indicatrice égale à 1 lorsque la condition est vérifiée, et égale à 0 dans le cas contraire.

Le troisième critère est la réduction de la turbidité aval prédite entre le scénario actuel et le scénario optimisé. Elle permet de quantifier directement le gain obtenu par rapport à l'état actuel. La réduction absolue est donnée par :

$$\Delta T_{aval} = T_{aval,pred,actuel} - T_{aval,pred,scenario} \quad (28)$$

Avec :

- ΔT_{aval} : la réduction absolue de la turbidité aval prédite ;
- $T_{aval,pred,actuel}$: la turbidité aval prédite pour la configuration actuelle ;
- $T_{aval,pred,scenario}$: la turbidité aval prédite pour le scénario étudié.

Le quatrième critère concerne la perte de charge. En filtration rapide, une amélioration de la qualité du filtrat ne doit pas être obtenue au détriment d'une augmentation excessive de la perte de charge. Une perte de charge trop élevée peut réduire la durée des cycles, augmenter la fréquence des lavages et générer des contraintes d'exploitation supplémentaires. L'analyse de la perte de charge reste donc essentielle pour juger la faisabilité d'un scénario (AWWA, 2011), (Kawamura, 2000).

La perte de charge simulée pour chaque scénario est comparée à celle de la configuration actuelle. L'objectif est d'identifier les scénarios qui améliorent la turbidité aval tout en maintenant une perte de charge compatible avec le fonctionnement du filtre et les contraintes de lavage à contre-courant.

Le cinquième critère est le score global d'optimisation. Ce score permet de classer les scénarios en tenant compte de plusieurs paramètres à la fois. Il permet de comparer les scénarios de manière synthétique, en considérant à la fois l'amélioration de la turbidité aval et les contraintes hydrauliques associées. Le scénario actuel S0 est utilisé comme référence de comparaison.

Dans cette approche, un scénario est considéré comme favorable lorsqu'il permet :

- De réduire la turbidité aval moyenne prédite.
- De réduire le nombre de dépassements du seuil de 0,30 NTU.
- De maintenir une perte de charge acceptable.
- De rester compatible avec les contraintes d'exploitation et de lavage.
- De présenter un score global meilleur que celui du scénario actuel.

Il est important de souligner que le meilleur scénario numérique n'est pas nécessairement le meilleur scénario opérationnel. Par exemple, une diminution de la granulométrie peut améliorer la rétention des particules, mais elle peut aussi augmenter le risque de colmatage rapide. De même, une augmentation de la hauteur du lit filtrant peut améliorer la filtration en profondeur, mais elle doit rester compatible avec la hauteur libre disponible, l'expansion du média pendant le lavage et les recommandations du fournisseur (Crittenden & Montgomery Watson Harza, 2012),(BeCloud.com, n.d.).

L'évaluation des scénarios doit donc être interprétée comme une aide à la décision. Le modèle PANN permet de comparer les effets relatifs des modifications proposées, mais il ne remplace pas une vérification hydraulique détaillée, une analyse du lavage à contre-courant et une validation pratique sur site. Cette approche est particulièrement utile dans une station de dessalement, où la stabilité du prétraitement est essentielle pour protéger les membranes d'osmose inverse situées en aval (Voutchkov, 2014).

En résumé, les critères retenus permettent d'évaluer les scénarios selon une logique multicritère. La turbidité aval moyenne et les dépassements du seuil permettent d'évaluer la qualité du filtrat. La perte de charge permet d'évaluer la contrainte hydraulique. Le score global permet de classer les scénarios et d'identifier celui qui offre le meilleur compromis entre performance de filtration et faisabilité opérationnelle.

4.4 Résultats du classement des scénarios

Après la définition des scénarios et des critères d'évaluation, le modèle PANN a été utilisé pour estimer la turbidité aval prédite et la perte de charge associée à chaque configuration. Les résultats obtenus permettent de comparer les différents scénarios par rapport à la configuration actuelle des filtres rapides, notée S0.

Le classement des scénarios repose sur le score global d'optimisation. Dans cette étude, le scénario actuel S0 est pris comme référence, avec un score normalisé égal à 1. Les scénarios présentant un score inférieur à celui de S0 sont considérés comme plus favorables, car ils traduisent un meilleur compromis entre la réduction de la turbidité aval prédite et le maintien d'une perte de charge acceptable.

Le Tableau 4.2 suivant présente les résultats obtenus pour les différents scénarios étudiés.

Tableau 4.2 : Classement des scénarios d'optimisation des filtres rapides

Rang	Scénario	Description	ΔP Simulée (bar)	Turbidité aval prédite (NTU)	Score
1	S7	(H+10%), (v-10%)	0,411	0,117	0,898
2	S6	(d-10%), (v-10%)	0,461	0,111	0,900
3	S1	(H+10%)	0,457	0,130	0,997
4	S2	(H+20%)	0,498	0,125	0,999
5	S0	Configuration actuelle	0,415	0,137	1,000
6	S3	(d-10%)	0,513	0,123	1,000
7	S5	(H+10%), (d-10%)	0,564	0,117	1,008
8	S4	(d+10%)	0,343	0,150	1,018

Error! Reference source not found. suivante présente le classement graphique des scénarios selon le score global d'optimisation.

Figure 4.1: Comparaison des scénarios d'optimisation selon le score global

Le scénario S7 présente le score global le plus faible, avec une valeur d'environ 0,90. Il est donc considéré comme le scénario le plus favorable. Ce résultat signifie que S7 améliore le compromis global par rapport à la configuration actuelle S0, dont le score est égal à 1. Le gain relatif peut être estimé à environ 10 % par rapport à l'état actuel. Ce scénario correspond à une augmentation de 10 % de la hauteur du lit filtrant et à une diminution de 10 % de la vitesse de filtration en augmentant 10% diamètre du filtre. Il permet de réduire la turbidité aval prédite de 0,137 NTU pour l'état actuel à 0,117 NTU, tout en maintenant une perte de charge proche de celle de la configuration actuelle. La perte de charge simulée pour S7 est de 0,411 bar, contre 0,415 bar pour le scénario actuel S0. Ce résultat indique que le scénario S7 permet une amélioration de la qualité du filtrat sans augmentation significative de la contrainte hydraulique.

Le scénario S6 arrive en deuxième position. Il correspond à une diminution de 10 % de la granulométrie et à une diminution de 10 % de la vitesse de filtration. Ce scénario donne la turbidité aval prédite la plus faible, avec une valeur de 0,111 NTU. Toutefois, sa perte de charge simulée atteint 0,461 bar, soit une valeur supérieure à celle du scénario actuel et du scénario S7.

Cette augmentation de la perte de charge explique pourquoi le score global de S6 reste légèrement moins favorable que celui de S7. Ce résultat montre que la réduction de la turbidité seule ne suffit pas pour retenir un scénario ; la contrainte hydraulique doit également être prise en compte.

Les scénarios S1 et S2, basés uniquement sur une augmentation de la hauteur du lit filtrant, donnent des résultats proches de la configuration actuelle. Le scénario S1, avec une augmentation de 10 % de la hauteur, réduit légèrement la turbidité aval prédite à 0,130 NTU, mais entraîne une perte de charge de 0,457 bar. Le scénario S2, avec une augmentation de 20% de la hauteur, donne une turbidité aval prédite de 0,125 NTU, mais avec une perte de charge plus élevée, égale à 0,498 bar. Ces résultats montrent que l'augmentation de la hauteur du lit filtrant peut améliorer la qualité du filtrat, mais qu'elle peut également augmenter la perte de charge.

Le scénario S3, correspondant à une diminution de 10 % de la granulométrie, permet de réduire la turbidité aval prédite à 0,123 NTU. Cependant, cette amélioration s'accompagne d'une augmentation de la perte de charge à 0,513 bar. Son score reste donc très proche de celui du scénario actuel. Ce résultat confirme qu'un média plus fin peut améliorer la rétention des particules, mais peut aussi favoriser un colmatage plus rapide.

Le scénario S5 combine une augmentation de 10 % de la hauteur du lit filtrant avec une diminution de 10 % de la granulométrie. Il donne une turbidité aval prédite faible, égale à 0,117 NTU, soit une valeur comparable à celle du scénario S7. Cependant, sa perte de charge simulée atteint 0,564 bar, ce qui représente la valeur la plus élevée parmi les scénarios étudiés. Cette contrainte hydraulique pénalise fortement son score global. Ce scénario n'est donc pas retenu comme solution optimale, malgré sa bonne performance en matière de turbidité.

Le scénario S4, basé sur une augmentation de 10 % de la granulométrie, présente la perte de charge la plus faible, avec une valeur de 0,343 bar. Toutefois, il donne la turbidité aval prédite la plus élevée, soit 0,150 NTU. Ce résultat est cohérent avec le comportement attendu d'un média plus grossier : la résistance hydraulique diminue, mais la capacité de rétention des particules fines peut être réduite. Ce scénario est donc moins favorable du point de vue de la qualité de filtration.

Globalement, les résultats montrent que les meilleurs scénarios sont ceux qui améliorent la qualité de filtration tout en limitant l'augmentation de la perte de charge. La diminution de la vitesse de filtration apparaît comme un paramètre favorable, car elle réduit la charge hydraulique appliquée au filtre et augmente le temps de contact de l'eau avec le média filtrant.

Toutefois, cette modification doit rester compatible avec le débit global à traiter et le nombre de filtres disponibles en exploitation.

Le scénario S7 est donc retenu comme scénario optimisé dans la suite de l'analyse. Il représente le meilleur compromis entre amélioration de la turbidité aval prédite, stabilité de la perte de charge et faisabilité opérationnelle. Il sera comparé plus en détail à la configuration actuelle dans les sections suivantes, notamment à travers l'évolution de la turbidité aval, la turbidité moyenne prédite, le nombre de dépassements du seuil de 0,30 NTU et la relation entre la perte de charge et la turbidité aval.

4.5 Comparaison entre l'état actuel et le scénario optimisé S7

Après le classement des scénarios, le scénario S7 a été retenu comme scénario optimisé. Ce scénario correspond à une augmentation de 10 % de la hauteur du lit filtrant et à une diminution de 10 % de la vitesse de filtration, tout en conservant la granulométrie actuelle du média. Il représente le meilleur compromis entre amélioration de la qualité du filtrat et maintien d'une perte de charge acceptable.

La comparaison entre l'état actuel et le scénario optimisé a été réalisée à partir des prédictions du modèle PANN. L'objectif est d'évaluer l'effet du scénario S7 sur la turbidité aval prédite, en utilisant les mêmes points de fonctionnement que ceux de la configuration actuelle.

La Figure 4.2 suivante présente la comparaison entre la turbidité aval mesurée, la turbidité aval prédite pour l'état actuel et la turbidité aval prédite pour le scénario optimisé.

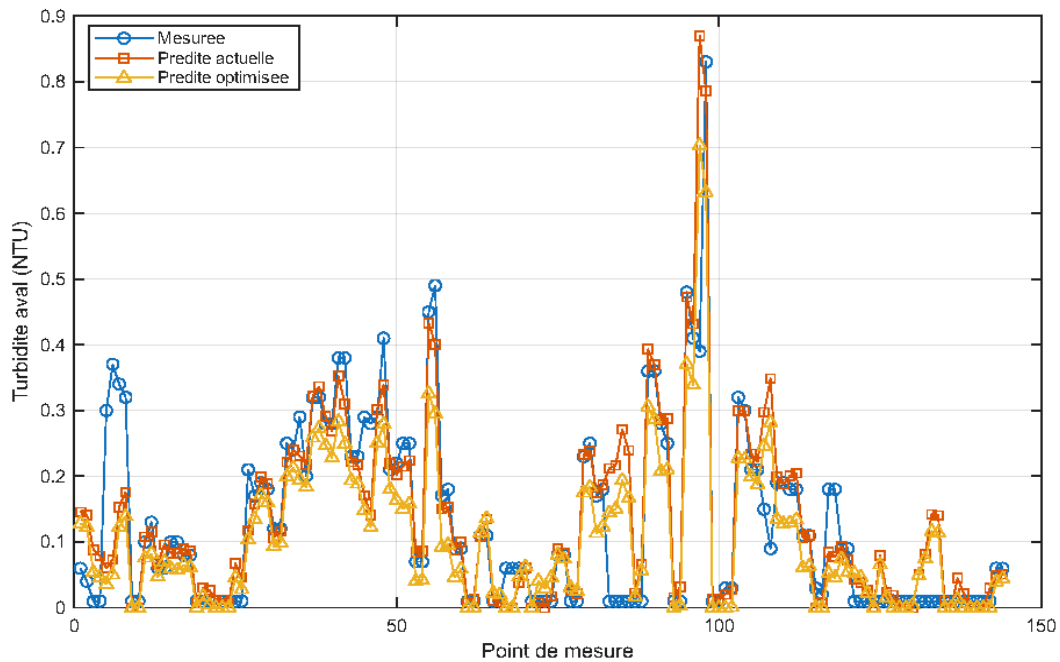


Figure 4.2: Comparaison entre la turbidité aval mesurée, la prédiction actuelle et la prédiction du scénario optimisé S7

La Figure 4.2 montre que le scénario optimisé suit globalement la même tendance que la prédiction actuelle, mais avec des valeurs de turbidité aval généralement plus faibles. Les variations principales de la turbidité sont conservées, ce qui signifie que le scénario optimisé ne modifie pas totalement la dynamique du système, mais réduit l'intensité des valeurs prédites.

Cette réduction est particulièrement visible sur plusieurs points où la prédiction actuelle présente des valeurs relativement élevées. Le scénario optimisé permet d'abaisser ces valeurs, tout en conservant une évolution cohérente avec les données mesurées. Cela indique que l'amélioration proposée n'est pas seulement ponctuelle, mais qu'elle agit sur l'ensemble du comportement prédit du filtre.

La turbidité aval moyenne prédite pour la configuration actuelle est d'environ 0,137 NTU. Pour le scénario optimisé S7, elle diminue à environ 0,106 NTU. La réduction moyenne obtenue est donc d'environ 0,031 NTU.

La réduction relative de la turbidité moyenne peut être estimée par :

$$R_T = \frac{0.137 - 0.106}{0.137} \times 100$$

$$R_T = 22.6\%$$

Le scénario optimisé permet donc une réduction d'environ 22,6 % de la turbidité aval moyenne prédite par rapport à l'état actuel.

La Figure 4.3 suivante présente cette réduction sous forme graphique.

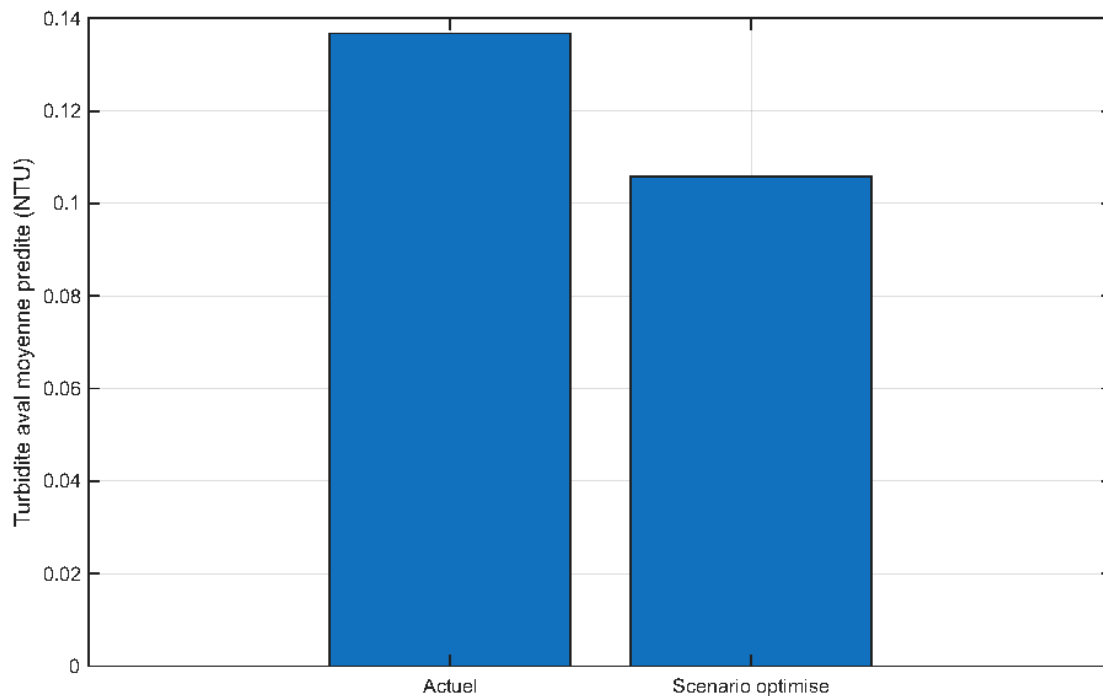


Figure 4.3: Effet du scénario optimisé S7 sur la turbidité aval moyenne prédite

Cette diminution de la turbidité moyenne confirme l'intérêt du scénario S7. L'augmentation modérée de la hauteur du lit filtrant permet d'améliorer la filtration en profondeur, tandis que la

diminution de la vitesse de filtration réduit la charge hydraulique appliquée au filtre. Ces deux effets contribuent à améliorer la rétention des particules et à réduire la turbidité aval prédite.

Il est toutefois important de préciser que cette amélioration reste issue d'une simulation numérique basée sur le modèle PANN. Elle ne constitue donc pas une validation définitive du scénario. Avant toute application réelle, il serait nécessaire de vérifier la faisabilité hydraulique de l'augmentation de la hauteur du lit, la compatibilité avec le lavage à contre-courant, l'expansion du média filtrant et le débit global à traiter par la station.

En résumé, la comparaison entre l'état actuel et le scénario optimisé montre que S7 permet d'améliorer la qualité prédite du filtrat. La turbidité aval moyenne diminue d'environ 22,6 %, tout en conservant une dynamique cohérente avec celle observée dans l'état actuel. Ce résultat confirme que le scénario S7 constitue une piste intéressante pour l'optimisation du fonctionnement des filtres rapides de la station de Corso.

4.6 Discussion des résultats d'optimisation

Les résultats obtenus montrent que le scénario S7 constitue le scénario le plus favorable parmi les configurations étudiées. Ce scénario combine une augmentation de 10 % de la hauteur du lit filtrant et une diminution de 10 % de la vitesse de filtration. Il permet de réduire la turbidité aval prédite tout en maintenant une perte de charge proche de celle de la configuration actuelle.

La Figure 4.4 suivante présente la relation entre la perte de charge et la turbidité aval prédite pour l'état actuel et pour le scénario optimisé.

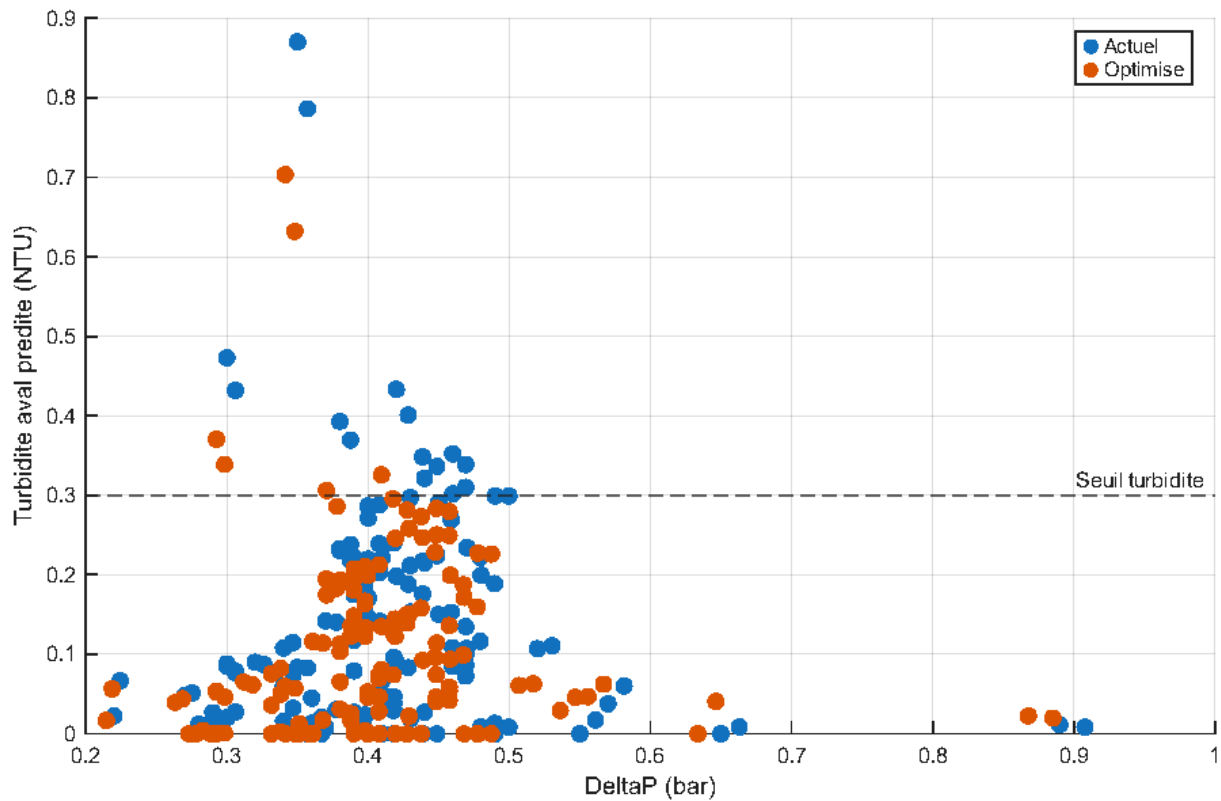


Figure 4.4: Relation entre la perte de charge et la turbidité aval prédite pour l'état actuel et le scénario optimisé S7

L'analyse des résultats montre que le scénario optimisé S7 permet de réduire la turbidité aval prédite tout en gardant une perte de charge acceptable. Les points correspondant au scénario optimisé sont globalement situés à des valeurs de turbidité plus faibles que ceux de l'état actuel, pour des conditions de perte de charge comparables. Cela montre que l'amélioration de la qualité du filtrat n'est pas obtenue au prix d'une augmentation excessive de la contrainte hydraulique.

La turbidité aval moyenne prédite passe d'environ 0,137 NTU pour la configuration actuelle à environ 0,106 NTU pour le scénario optimisé, soit une réduction d'environ 22,6 %. Le nombre de dépassements prédits du seuil de 0,30 NTU diminue également de 15 à 6, ce qui représente une réduction d'environ 60 %. Le scénario S7 améliore donc à la fois la turbidité moyenne et la stabilité de la qualité du filtrat.

La perte de charge reste proche de celle de l'état actuel. Elle est estimée à environ 0,415 bar pour le scénario S0 et à environ 0,411 bar pour le scénario S7. Cette faible différence montre que l'amélioration de la turbidité n'entraîne pas d'augmentation significative de la perte de charge. Le scénario optimisé reste donc compatible avec un fonctionnement hydraulique acceptable.

Le bon comportement du scénario S7 s'explique par l'effet complémentaire de deux paramètres. L'augmentation de la hauteur du lit filtrant améliore la filtration en profondeur et augmente le volume de média disponible pour la rétention des particules. La diminution de la vitesse de filtration réduit la charge hydraulique appliquée au filtre et favorise une meilleure rétention des particules fines. Il faut toutefois rappeler que cette diminution de vitesse ne résulte pas directement de l'augmentation de la hauteur du lit. Elle suppose une réduction du débit unitaire, une augmentation de la surface filtrante ou une meilleure répartition du débit entre les filtres.

La comparaison avec les autres scénarios confirme l'intérêt de S7. Le scénario S6 donne une turbidité légèrement plus faible, mais avec une perte de charge plus élevée. Le scénario S5 présente également une faible turbidité, mais sa perte de charge est la plus élevée. À l'inverse, le scénario S4 réduit la perte de charge, mais donne une turbidité plus importante. Le scénario S7 représente donc le meilleur compromis entre qualité du filtrat et stabilité hydraulique.

Les résultats doivent néanmoins être interprétés avec prudence, car l'optimisation repose sur une simulation numérique basée sur le modèle PANN. Le modèle permet de comparer des tendances et d'identifier un scénario favorable, mais il ne remplace pas une étude hydraulique détaillée ni une validation sur site. Les principales limites concernent l'absence de débit réel par filtre, l'absence de perte de charge individuelle par filtre et la prise en compte limitée des conditions exactes de lavage, d'expansion du média et de remise en service.

Avant toute application réelle du scénario S7, il serait donc nécessaire de vérifier la faisabilité technique de la modification proposée. Cette vérification doit porter notamment sur la hauteur libre disponible dans le filtre, l'expansion du média pendant le lavage, la capacité du système de lavage à contre-courant, la répartition hydraulique entre les filtres et le débit global à traiter par la station.

En résumé, le scénario S7 permet une amélioration significative de la qualité du filtrat, avec une réduction de la turbidité moyenne prédite et du nombre de dépassements du seuil de 0,30 NTU, tout en conservant une perte de charge acceptable. Il peut donc être considéré comme une piste

d'optimisation pertinente, sous réserve d'une vérification hydraulique détaillée et d'une validation opérationnelle.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté l'utilisation du modèle PANN comme outil d'aide à l'optimisation des filtres rapides de la station de dessalement de Corso. Après avoir modélisé le comportement actuel des filtres, le modèle a été utilisé pour tester plusieurs scénarios numériques portant sur la hauteur du lit filtrant, la granulométrie du média et la vitesse de filtration.

La configuration actuelle des filtres, notée S0, a été considérée comme scénario de référence. À partir de cette configuration, plusieurs scénarios ont été construits afin d'évaluer l'effet de modifications possibles sur la turbidité aval prédite et sur la perte de charge. Les résultats ont été comparés à l'aide d'un score global d'optimisation, en tenant compte à la fois de la qualité du filtrat et de la contrainte hydraulique.

Le scénario S7 a été identifié comme le scénario le plus favorable. Il correspond à une augmentation de 10 % de la hauteur du lit filtrant et à une diminution de 10 % de la vitesse de filtration. Ce scénario permet de réduire la turbidité aval moyenne prédite d'environ 0,137 NTU à 0,106 NTU, soit une réduction d'environ 22,6 %. Il permet également de diminuer le nombre de dépassements prédits du seuil de 0,30 NTU, qui passe de 15 à 6, soit une réduction d'environ 60 %.

L'un des principaux intérêts du scénario S7 est qu'il améliore la qualité prédite du filtrat tout en maintenant une perte de charge acceptable. La perte de charge simulée reste proche de celle de la configuration actuelle, avec environ 0,411 bar pour le scénario optimisé contre 0,415 bar pour l'état actuel. Cette stabilité hydraulique est importante, car une augmentation excessive de la perte de charge pourrait réduire la durée des cycles de filtration et augmenter la fréquence des lavages.

L'amélioration observée dans le scénario S7 résulte de deux effets complémentaires. L'augmentation de la hauteur du lit filtrant favorise la filtration en profondeur et augmente le volume de média disponible pour la rétention des particules. La diminution de la vitesse de filtration réduit la charge hydraulique appliquée au filtre et améliore le temps de contact entre l'eau et le média filtrant. Toutefois, il est important de rappeler que la diminution de la vitesse de filtration ne résulte pas directement de l'augmentation de la hauteur du lit. Elle suppose une réduction du débit unitaire par filtre ou une augmentation de la surface filtrante.

Les autres scénarios étudiés ont montré que l'amélioration de la turbidité aval ne suffit pas à elle seule pour retenir une configuration optimale. Certains scénarios donnent une turbidité faible, mais avec une perte de charge plus élevée. D'autres réduisent la perte de charge, mais au détriment de la qualité du filtrat. Le choix du scénario optimisé doit donc être basé sur un compromis entre performance de filtration, stabilité hydraulique et faisabilité opérationnelle.

Les résultats obtenus doivent néanmoins être interprétés avec prudence. L'optimisation réalisée est une optimisation numérique basée sur les prédictions du modèle PANN. Elle ne constitue pas une validation expérimentale ni une recommandation directe de modification de l'installation. La précision de l'analyse reste dépendante de la qualité et de la quantité des données disponibles. L'absence de mesure individuelle du débit et de la perte de charge par filtre constitue notamment une limite importante.

Avant toute application réelle du scénario optimisé, il serait nécessaire de réaliser une vérification hydraulique détaillée. Cette vérification devrait porter sur la hauteur libre disponible dans les filtres, l'expansion du média pendant le lavage, la capacité du système de lavage à contre-courant, la répartition du débit entre les filtres, ainsi que la compatibilité avec le débit global de la station. Une validation par essais sur site ou par retour fournisseur serait également nécessaire.

En conclusion, le scénario S7 constitue une piste d'optimisation pertinente pour améliorer la performance des filtres rapides de la station de Corso. Il permet de réduire la turbidité aval prédite et les dépassements du seuil de 0,30 NTU tout en conservant une perte de charge acceptable. Cette approche montre l'intérêt du modèle PANN comme outil d'aide à l'analyse et à la décision pour l'optimisation future du procédé de filtration rapide.

Conclusion générale

Conclusion générale

Ce travail a porté sur l'analyse et l'optimisation du fonctionnement des filtres rapides de la station de dessalement de Corso à travers le développement d'un modèle hybride de type Physics-Assisted Neural Network (PANN). L'étude a permis d'explorer les mécanismes de filtration et de colmatage à partir des données réelles d'exploitation, tout en intégrant des connaissances physiques du procédé dans une architecture d'apprentissage automatique. L'utilisation de variables représentatives telles que la perte de charge relative, le rapport de colmatage et le temps de cycle a permis d'améliorer la représentation du comportement des filtres. Les résultats obtenus montrent une convergence stable du modèle avec un coefficient de détermination global (R^2) de 0,559 et une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 0,095 NTU. Bien que les performances sur les données de test restent modérées, le modèle reproduit correctement les tendances générales de la turbidité en sortie et identifie efficacement les phases de fonctionnement nominal des filtres.

Parallèlement, une étude d'optimisation a été menée à travers la simulation de plusieurs scénarios de fonctionnement et de conception. Les résultats ont montré que le scénario combinant une augmentation de 10 % de la hauteur du lit filtrant et une réduction de 10 % de la vitesse de filtration constitue la configuration la plus performante. Cette solution permet une réduction théorique de 22,6 % de la turbidité moyenne en sortie ainsi qu'une diminution de 60 % des dépassements du seuil de 0,30 NTU, tout en maintenant des conditions hydrauliques compatibles avec le fonctionnement de la station. Ces résultats confirment l'intérêt d'une approche combinant modélisation intelligente et connaissances physiques pour améliorer les performances des procédés de prétraitement dans les installations de dessalement.

L'apport principal de cette étude réside dans le développement d'un outil d'aide à la décision capable d'exploiter les données opérationnelles afin d'orienter les choix d'exploitation et d'optimisation des filtres rapides. Elle met en évidence le potentiel des modèles hybrides pour l'analyse des procédés complexes de traitement de l'eau et fournit une base méthodologique applicable à d'autres installations industrielles confrontées à des problématiques similaires de qualité d'eau et de colmatage.

Conclusion générale

À la lumière de ce travail, plusieurs perspectives peuvent être envisagées afin d'améliorer les performances du modèle et d'élargir son domaine d'application :

- Renforcer l'instrumentation de la station par l'acquisition de mesures individuelles de débit, de perte de charge et de qualité d'eau pour chaque filtre.
- Étendre la période d'étude afin d'intégrer des conditions d'exploitation plus variées et d'améliorer la capacité de généralisation du modèle.
- Développer des modèles PANN plus avancés intégrant les dynamiques temporelles des phénomènes de colmatage et de maturation après lavage.
- Coupler le modèle à un système de supervision en temps réel afin d'assister les opérateurs dans la gestion des cycles de filtration.
- Élargir l'approche à d'autres unités de traitement de la station, notamment les étapes de coagulation, de flottation ou d'osmose inverse.
- Réaliser une analyse technico-économique des scénarios optimisés afin d'évaluer leurs bénéfices opérationnels et leur faisabilité industrielle.

Ainsi, cette étude constitue une contribution à l'amélioration des performances des systèmes de prétraitement des stations de dessalement et ouvre la voie à une exploitation plus intelligente des données industrielles au service d'une gestion durable et efficace des ressources en eau.

Bibliographie

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

American Water Works Association. (2011). Water quality and treatment: A handbook on drinking water (6th ed.). USA: McGraw-Hill.

BeCloud.com. (n.d.). Home SUEZ's Degrémont® water handbook.

<https://www.suezwaterhandbook.com/>

Cherarak, L., & Hallali, O. (2023). Etude de la qualité des eaux produites par la station de dessalement d'eau de mer Corso et évaluation de l'impact des rejets sur l'environnement Mémoire de Maste Boumerdes. Université de Boumerdes.

Corso, S. (2023). Description du process [Document interne]. Boumerdes. Station de dessalement de Corso.

Crittenden, J. C., & Montgomery Watson Harza (Firm) (Eds.). (2012). MWH's water treatment: Principles and design (3rd ed.). USA: John Wiley & Sons.

Gholikandi, G. B., et al. (2012). Performance evaluation of different filter media in turbidity removal from water by application of modified qualitative indices. Journal of Environmental Studies, *41*(1), p.p. 45-58.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. lien: MIT Press.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction (2nd ed.). Springer.

Huber, P. J. (1964). Robust estimation of a location parameter. Annals of Mathematical Statistics, *35*(1), p.p. 73-101. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177703732>

ISO. (2016). Water quality - Determination of turbidity - Part 1: Quantitative methods (ISO 7027-1:2016). International Organization for Standardization.

Issa, B. C., & Khudair, B. H. (2023). Design comparison between the gravity and pressure sand filters for water treatment: A review. Journal of Engineering, *29*(5), p.p. 49-62. <https://doi.org/10.31026/j.eng.2023.05.04>

Kadouche, S., Hammoum, H., Ghedamsi, H., & Si Tahar, L. (2018). Évaluation des performances épuratoires d'un bassin de filtration des eaux usées - étude de cas. Revue des

Références bibliographiques

Sciences de l'Eau / Journal of Water Science, *31*(4), p.p.387-398.

<https://doi.org/10.7202/1055596ar>

Kawamura, S. (2000). Integrated design and operation of water treatment facilities (2nd ed.). USA: John Wiley & Sons.

Labhasetwar, P. K., & Yadav, A. (2023). Membrane based point-of-use drinking water treatment systems. IWA Publishing. <https://doi.org/10.2166/9781789062724>

Logsdon, G. S., Kohne, R., Abel, S., & LaBonde, S. (2002). Slow sand filtration for small water systems. Journal of Environmental Engineering and Science, *1*(5), p.p. 339-348. <https://doi.org/10.1139/s02-025>

MADOUÏ, N. (2023). Efficience du prétraitement de dessalement de l'eau de mer de la station Corso (W. Boumerdes) Mémoire de Master. Boumerdes. Université de Boumerdes.

Mahanna, H., Alaa, A., Salah, H., & Tahwia, A. (2024). Recycling water treatment sludge into a novel eco-friendly core-shell lightweight aggregate and its application. Clean Technologies and Environmental Policy, *26*, p.p. 1-16. <https://doi.org/10.1007/s10098-024-02747-9>

Mažeikienė, A., & Šarko, J. (2021). On-site wastewater treatment using reactive filter media. Water and Environment Journal, *35*(1), p.p.252-258. <https://doi.org/10.1111/wej.12623>

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). Introduction to linear regression analysis (5th ed.). John Wiley & Sons.

Pereira, G., Cardozo Filho, L., Jegatheesan, V., & Guirardello, R. (2023). Generalization and expansion of the Hermia model for a better understanding of membrane fouling. Membranes, *13*(3), p. 290. <https://doi.org/10.3390/membranes13030290>

Raissi, M., Perdikaris, P., & Karniadakis, G. E. (2019). Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. Journal of Computational Physics, *378*, p.p. 686-707. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2018.10.045>

Saker, D. A. (n.d.). Water treatment - Filtration [Cours]. Dr. Ahmed Hassoon.

Références bibliographiques

Schweidtmann, A. M., Zhang, D., & von Stosch, M. (2024). A review and perspective on hybrid modeling methodologies. *Digital Chemical Engineering*, *10*,p.100136.
<https://doi.org/10.1016/j.dche.2023.100136>

Société Nationale de Génie Civil et Bâtiment (GCB). (n.d.). Description du processus [Document interne]. Boumerdes. Station de dessalement de Corso.

Voutchkov, N. (2014). Desalination engineering: Operation and maintenance. *Water Environment Federation /USA : McGraw-Hill Education*.

Voutchkov, N. (2017). Pretreatment for reverse osmosis desalination. Elsevier.

World Health Organization. (2022). Guidelines for drinking-water quality (4th ed. Incorporating the first and second addenda). <https://www.who.int/publications/i/item/9789241549950>

Annexes

Annexes

Annexe 1

Mécanisme de la filtration en profondeur

Dans un filtre à sable mono-média, les particules en suspension sont principalement retenues à la surface du lit filtrant. Après chaque lavage à contre-courant, les particules les plus fines ont tendance à se déposer dans les couches supérieures du média, ce qui favorise une filtration essentiellement superficielle. Cette accumulation rapide des matières en suspension à la surface du filtre provoque un colmatage précoce, entraînant une augmentation rapide de la perte de charge et une réduction de la durée des cycles de filtration.

Le système bi-média Filtralite-sable permet de surmonter cette limitation grâce à la combinaison de deux matériaux présentant des caractéristiques granulométriques et physiques différentes. La couche supérieure, constituée de Filtralite, est composée de grains plus grossiers et plus poreux, tandis que la couche inférieure est formée de sable plus fin. Cette configuration crée un gradient de filtration allant du média le plus grossier vers le média le plus fin, favorisant ainsi une répartition progressive des particules dans toute la profondeur du lit filtrant.

Stockage volumétrique des particules : La couche supérieure de Filtralite, dont la taille des grains est généralement comprise entre 0,8 et 1,6 mm, agit comme une zone de stockage primaire. Grâce à sa forte porosité et à ses nombreux espaces intergranulaires, elle permet de retenir les particules de plus grande taille dans les parties profondes du lit filtrant. Contrairement aux filtres mono-médias, où les particules s'accumulent essentiellement à la surface, le système bi-média favorise une rétention répartie sur une plus grande épaisseur, augmentant ainsi la capacité de stockage des matières en suspension.

Utilisation efficace du lit filtrant : Lorsque l'eau traverse d'abord le média grossier, les particules solides peuvent pénétrer plus profondément dans le filtre avant d'être retenues. Les particules les plus volumineuses sont capturées dans la couche de Filtralite, tandis que les particules plus fines sont progressivement retenues dans les couches inférieures de sable. Ce mécanisme de filtration en profondeur permet d'exploiter efficacement l'ensemble de l'épaisseur du lit filtrant et de réduire le risque de colmatage superficiel. Par conséquent, l'augmentation de la perte de charge est plus lente, ce qui prolonge la durée des cycles de filtration et améliore les performances globales du procédé.

En outre, cette meilleure répartition des particules dans le lit filtrant contribue à maintenir une qualité d'eau filtrée élevée tout au long du cycle de fonctionnement. Le système bi-média Filtralite-sable constitue ainsi une solution particulièrement adaptée aux installations de prétraitement des usines de dessalement, où une filtration efficace et durable est essentielle pour protéger les étapes de traitement en aval, notamment les membranes d'osmose inverse.

Annexe 2

Propriétés spécifiques du Filtralite

Le Filtralite est un matériau filtrant fabriqué à partir d'argile expansée cuite à haute température. Grâce à sa structure interne poreuse et à ses caractéristiques physiques particulières, il constitue une alternative performante aux médias filtrants traditionnels tels que le sable siliceux ou l'anthracite. Son utilisation est de plus en plus répandue dans les procédés de traitement des eaux potables, des eaux usées et dans les systèmes de prétraitement des unités de dessalement par osmose inverse.

Les principales propriétés du Filtralite sont les suivantes :

- **Forte porosité :**

Les grains de Filtralite présentent une porosité des particules d'environ 65 % et une porosité du lit filtrant pouvant atteindre 60 %. Cette structure très poreuse offre un volume important de stockage pour les matières en suspension retenues lors de la filtration. Grâce à cette capacité de rétention élevée, les particules sont réparties dans toute l'épaisseur du lit filtrant plutôt que de s'accumuler uniquement en surface. Cela réduit significativement les pertes de charge, limite le colmatage prématuré du filtre et permet d'allonger les cycles de filtration entre deux opérations de lavage.

- **Grande surface spécifique**

La surface rugueuse et irrégulière des grains de Filtralite confère au matériau une surface spécifique nettement supérieure à celle des médias filtrants conventionnels. Cette caractéristique favorise l'adsorption et la rétention des particules fines ainsi que des matières colloïdales présentes dans l'eau. La grande surface disponible constitue également un support favorable au développement des biofilms dans les procédés de filtration biologique, améliorant ainsi l'élimination de certains composés organiques et microorganismes.

- **Faible densité pour une stratification stable**

La densité réelle des particules de Filtralite est d'environ 910 kg/m³, alors que celle du sable siliceux est proche de 2 650 kg/m³. Cette différence importante de densité joue un rôle essentiel lors des opérations de lavage à contre-courant. Après chaque lavage, le Filtralite, plus léger, se repositionne naturellement au-dessus du sable, tandis que les grains les plus denses restent dans les couches inférieures. Cette propriété garantit une stratification stable du lit filtrant et maintient un gradient granulométrique optimal, allant du média le plus grossier au média le plus fin.

- **Excellente capacité de filtration en profondeur**

Grâce à sa structure poreuse et à sa granulométrie adaptée, le Filtralite favorise une filtration en profondeur plutôt qu'une filtration superficielle. Les particules sont progressivement retenues dans l'ensemble du lit filtrant, ce qui améliore l'efficacité de l'élimination des matières en suspension et réduit le risque de colmatage rapide. Cette caractéristique permet également d'augmenter la capacité de stockage des solides et d'améliorer les performances globales du système de filtration.

- **Résistance mécanique et durabilité**

Le Filtralite possède une bonne résistance mécanique malgré sa faible densité. Les grains conservent leurs propriétés physiques au cours des nombreux cycles de filtration et de lavage, ce qui limite leur dégradation et réduit les besoins de remplacement du média filtrant. Cette durabilité contribue à diminuer les coûts d'exploitation et de maintenance des installations.

- **Réduction de la consommation d'eau de lavage**

La structure légère et poreuse du Filtralite facilite l'élimination des particules accumulées lors des opérations de lavage à contre-courant. Le nettoyage du lit filtrant est ainsi plus efficace et nécessite généralement des volumes d'eau inférieurs à ceux requis pour les filtres traditionnels. Cette caractéristique améliore le rendement global de l'installation et réduit les pertes d'eau associées aux opérations de lavage.

En raison de l'ensemble de ces propriétés, le Filtralite constitue un média filtrant particulièrement adapté aux systèmes de filtration rapide et aux unités de prétraitement des usines de dessalement. Son utilisation permet d'améliorer la qualité de l'eau filtrée, d'augmenter la durée des cycles de filtration et de réduire les coûts d'exploitation tout en garantissant une meilleure protection des membranes d'osmose inverse situées en aval.

Annexe 3

Valeurs de conception typiques des médias filtrants

Paramètre	Filtre mono-média	Filtre bi-milieux
Taille effective de l'anthracite (mm)	0,5 – 1,5	0,7 – 2
Coefficient d'uniformité de l'anthracite	1,2 – 1,7	1,3 – 1,8
Profondeur de l'anthracite (cm)	50 – 150	30 – 60
Taille effective du sable (mm)	0,45 – 1	0,45 – 0,6
Coefficient d'uniformité du sable	1,2 – 1,7	1,2 – 1,7
Profondeur du sable (cm)	50 – 150	20 – 40

Tableau : Valeurs de conception typiques des médias pour différents types de filtres.

Annexe 4

Schéma de procédé de la station de dessalement de Corso

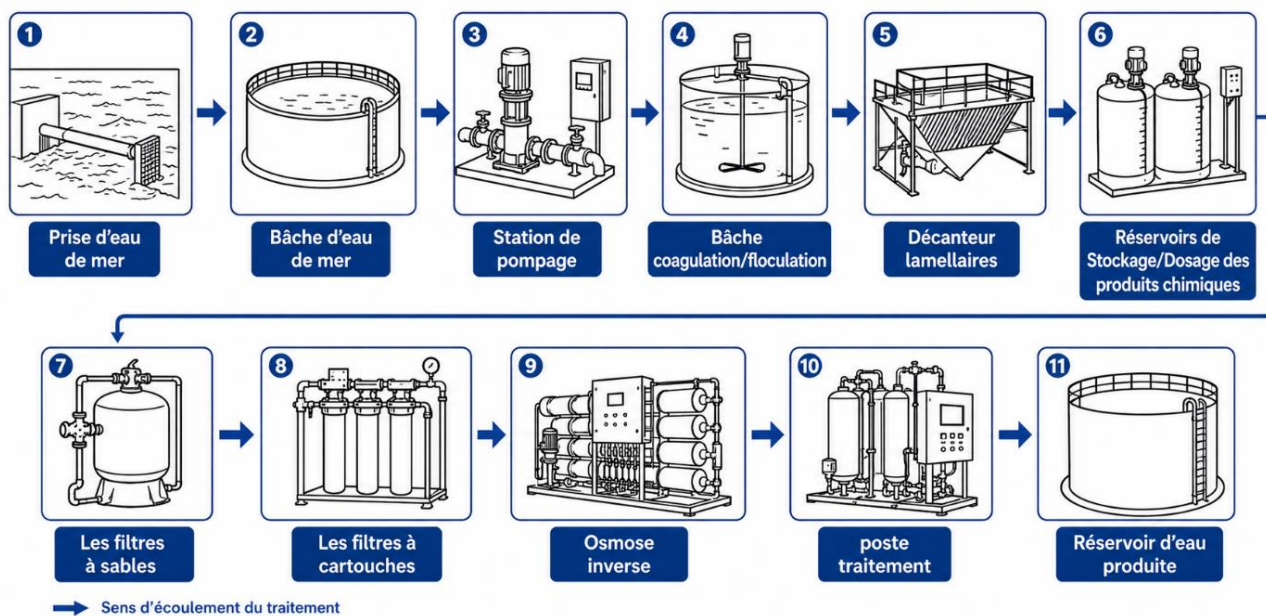


Figure : Schéma de procédé de la station de dessalement d'eau de mer de Corso par osmose inverse.