



L'utilisation de Réseau de Neurone Artificielle pour la Prediction de la Demande Biochimique en Oxygène d'une Station d'épuration à Boue Activée-Touggourt-

BEKKARI Naceureddine^{(1) (2)}, AMIRI Khaled^{(1) (2)}, DEBBAKH Abderrezak⁽¹⁾, and Zeddouri Aziez⁽²⁾

⁽¹⁾ Centre de Recherche Scientifique et Technique Sur les Régions Aride

⁽²⁾ Laboratoire des réservoirs souterrains pétroliers gaziers et aquifères Université Kadi Merbah Ouargla
bekkarinaceur@gmail.com

Abstract— Un modèle fiable pour toute station de traitement des eaux usées est essentiel pour fournir un outil de prévision de ses performances et constituer une base pour contrôler le fonctionnement du processus. Cela minimiserait les coûts d'exploitation et évaluerait la stabilité du bilan environnemental. Ce processus est complexe et atteint un haut degré de linéarité. Dans ce travail, une approche de modélisation par réseau de neurones artificielle (RNA) a été utilisée pour prédire la demande biochimique en oxygène (DBO_{eff}) des effluents de la station d'épuration de Touggourt (STEPT) des eaux usées de Touggourt, utilisant les paramètres un influent notamment la demande biologique en oxygène (DBO_{inf}), la demande chimique en oxygène (DCO_{inf}) et la matière en suspension (MES_{inf}). On peut dire que les prévisions RNA basées sur trois entrées d'approvisionnement brut, à savoir la DBO, la DCO et le TSS, ont abouti à de meilleures prévisions RNA lorsque l'on utilise un seul intrant d'approvisionnement brut. Sur la base des résultats de cette étude, le modèle développé pourrait être utilisé pour prévoir la DBO_{eff} de la STEPT et contribuer ainsi au contrôle du processus et à l'automatisation des STEP.

Mots-clés— Réseau de neurone, Station d'épuration, Boues activées, Demande biochimique en oxygène

I. INTRODUCTION

Les rejets des volumes importants des eaux usées sans traitement préalable, constituent une menace environnementale et sanitaire, c'est pour cela on doit acheminer ces rejets vers des stations d'épuration où ils subissent plusieurs phases de

traitement peuvent éliminer de nombreux polluants de différentes natures. En fait, l'étude de la modélisation dynamique et du contrôle opérationnel des procédés de traitement des eaux usées a reçu une attention croissante dans les secteurs académiques et industriels. Plusieurs modèles de systèmes de traitement des eaux usées ont été développés et appliqués pour les stations d'épuration. Du fait de sa simplicité et de sa précision de prédiction, l'utilisation de l'intelligence artificielle notamment le RNA pour modéliser le processus de traitement des eaux usées devient une alternative prometteuse réalisable avec le développement des capacités informatiques. Les principaux objectifs de la présente étude comprenaient l'évaluation de RNA et la modélisation de la DBO_{eff} de STEPT.

II. MATERIEL ET METHODE

1) Région d'Étude

La station d'épuration de Touggourt est située au sud de la région d'Oued Righ (région aride au sud-est de l'Algérie) (**Fig. 1**). La station est conçue pour traiter les eaux usées domestiques, environ 62.500 (P.E) de la ville de Touggourt. Le plan de traitement consiste en une station à boues activées conventionnelle.

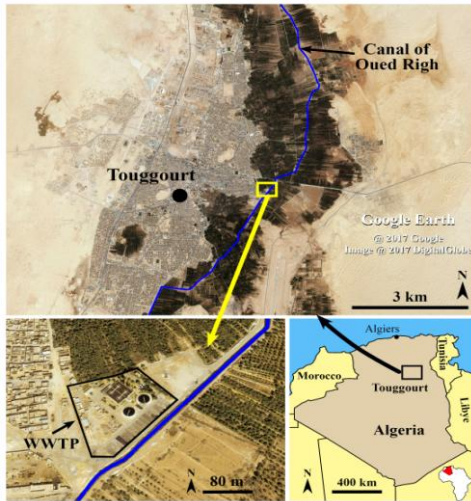


Fig. 1 : Localisation de la station d'épuration de Touggourt

2) Approche méthodologique

Le principal objectif de la présente étude était de développer un modèle neuronal pour prédire avec précision la station d'épuration de Touggourt en terme de la DBO_{eff} . On utilisait les données opérationnelles d'octobre 2016 au juillet 2017 dans différentes conditions d'exploitation a fin de couvrir toutes les variations saisonnières, les données ont été échantillonnées et analysées tous les 2 à 3 jours entre 8:00 et 10:00 du matin lorsque la station a reçu le débit de pointe selon les normes de APHA [1]. Les différents paramètres des influents mesurées sont : DBO_{inf} , DCO_{inf} et MES_{inf} afin de prédire DBO_{eff} de la STEPT. Tous les données doit être normalisé pour assurer que la distribution statistique des valeurs de chaque entrée et sortie du réseau est à peu près uniforme (gamme 0-1) [2], [3]. Le réseau de neurones choisi dans ce travail est un réseau perceptron multicouche (PMC), ce choix est fait grâce a la facilité et la rapidité de sa construction. Dans cette étude, nous avons utilisé l'algorithme d'apprentissage la plus rapide et la plus couramment adoptée: Levenberg-Marquardt (LM) [4]. Le couple de fonctions de transfert (Tansig et Purelin) a utilisé dans ce travail pour la couche cachée et la couche de sortie respectivement vis à

ses fiabilités [5]. Pour rendre la structure du réseau aussi simple que possible, trois couches sont utilisées dans tous les réseaux à entrée unique (une couche d'entrée, une couche masquée et une couche de sortie).

III. RESULTATS ET DISCUSSION

La présente étude a examiné diverses combinaisons des variables de la qualité de l'eau et notre objectif était d'examiner les effets de ces variables sur la DBO_{eff} . Nous avons également examiné différentes configurations d'entrée pour construire sept modèles. Ceux-ci comprennent le modèle vectoriel à trois facteurs (DCO_{inf} , DBO_{inf} et MES_{inf}), appelé M7, le modèle vectoriel à deux facteurs (DCO_{inf} , MES_{inf}), appelé M6, le modèle vectoriel à deux facteurs (DBO_{inf} et MES_{inf}), appelé M5; le modèle vectoriel d'entrée à deux facteurs (DCO_{inf} , DBO_{inf}), appelé M4; le modèle vectoriel d'entrée à un facteur (MES_{inf}), appelé M3; le modèle vectoriel d'entrée à un facteur (DCO_{inf}), appelé M2; le modèle vectoriel à un facteur (DBO_{inf}), appelé M1. La boîte à outils Réseaux de neurones du logiciel MATLAB est utilisée pour cette analyse. Le nombre de neurones dans la couche de sortie est limité au nombre de sorties. D'autre part, le nombre de neurones dans la couche caché sélectionné après avoir testé les performances des réseaux selon différentes architecture. Les structures sélectionnées assurent une architecture à une vitesse raisonnable et à un temps de simulation court. Il est à noter que l'utilisation de DBO en tant qu'entrée (M1) a une prédiction plus adéquate que l'utilisation de DCO (M2) et de MES (M3) en tant qu'entrées. Des mauvais prévisions des sorties ont été obtenues quand on utilise la MES (M3) comme entrée. Cette conclusion est Affirmée par les valeurs de MSE et de R (des indicateurs de la qualité de l'ajustement) qui sont présentées dans le **tableau I**. On voit que la valeur de MSE est la plus faibles et que la valeur de R est proches de 1,0 lorsque la DBO_{inf} est utilisé comme entrée de réseau de RNA dans

les trois modèles (M1, M4 et M5) que ce soit le cas de multi variable ou variable unique

Tableau I Performance des modèles de RNA dans différentes phases

Modèles	Les paramètres d'entrée	Architecture	Apprentissage		Validation	
			R	MSE	R	MSE
M1	DBO	1-48-1	0.88	0.009	0.99	0.00039
M2	DCO	1-60-1	0.74	0.019	0.92	0.0044
M3	MES	1-80-1	0.693	0.035	0.96	0.0025
M4	DBO-DCO	1-55-1	0.88	0.01	0.99	0.00066
M5	DBO-MES	1-65-1	0.84	0.0095	0.99	0.00060
M6	DCO-MES	1-65-1	0.78	0.019	0.94	0.0028
M7	DBO-DCO-MES	1-75-1	0.90	0.009	0.99	0.00028

La **fig. 2** montre les résultats obtenus lorsque toutes les variables d'entrée, DBO, DCO et MES, sont utilisées simultanément pour alimenter le RNA afin de prédire la DBO_{eff} , la prévision est très satisfaisante et bien meilleure que les M1, M2, M3, M4, M5 et M6. Ce graphe mentionne que les valeurs estimées de DBO_{eff} suivent les valeurs observées.

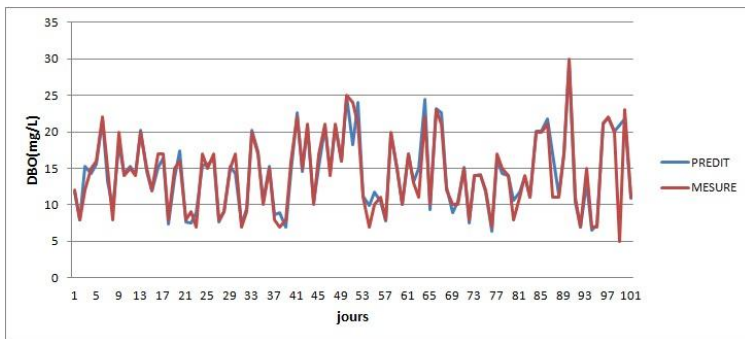


Fig. 2 : Compatibilité entre les valeurs prédites et mesurées pour le meilleur modèle M7

De plus, certaines parties du graphe ont montré des différences entre les valeurs mesurées et prédites, ces différences pourraient être attribuées à

l'influence des autres facteurs et paramètres sur la DBO_{eff} . Il est bien connu que les valeurs du facteur ne sont pas seulement 3 paramètres d'entrées utilisées dans ce travail, mais d'autres facteurs pourraient être impliqués. Nous avons utilisé seulement 3 paramètres d'entrée parce que notre objectif dans cette étude était d'estimer DBO_{eff} en utilisant des paramètres minimaux simples. Par conséquent, bien que l'utilisation de plus de paramètres, il peut réduire la différence entre les valeurs estimées et les observations [6]. En d'autres termes, lorsque la MES seul était utilisé pour la prévision, il en résultait des prévisions RNA insuffisantes, mais lorsque le DBO était utilisé seul pour les prévisions de sortie, il en résultait des prévisions adéquates. La régression linéaire effectuée sur les valeurs simulées et les valeurs expérimentales correspondantes pour le modèle optimal ont montré une forte compatibilité entre les sorties du réseau neuronal et les données mesurées à travers des coefficients de corrélation élevés 0.909 et 0.996 respectivement pendant les phases d'apprentissage, et validation (**fig. 3**).

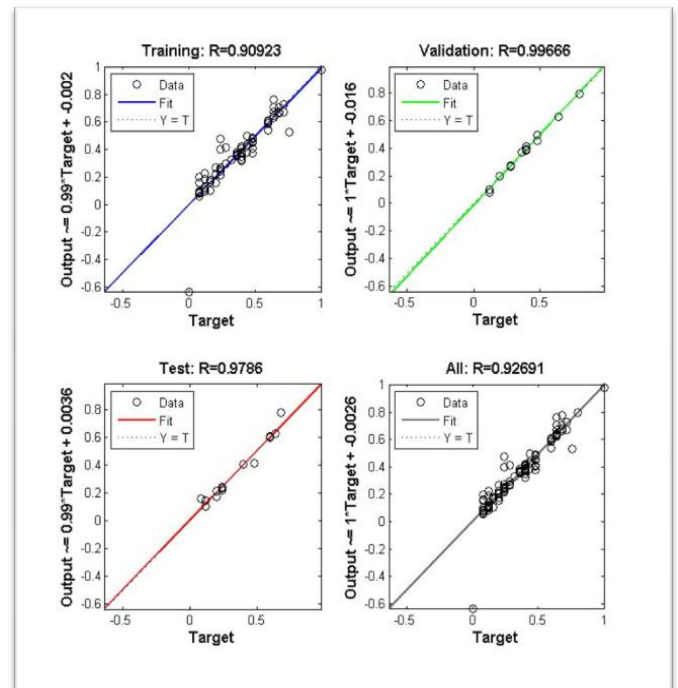


Fig. 3 : Régression entre les données prédites et mesurées pour le meilleur modèle M7



Séminaire International sur l'Hydrogéologie et l'Environnement

12 - 14 Mars 2019, Ouargla (Algérie)



IV. CONCLUSION

Les réseaux de neurones artificiels sont des outils très puissants de prédiction. Ils peuvent traiter des problèmes de non-linéarité élevés comme le cas de la modélisation de la STEPT. Les résultats ont indiqué qu'avec faibles nombre des données d'entrée, le RNA donne des résultats précis à travers des valeurs de MSE plus faibles et R optimale. Les résultats du test du modèle réalisé ont confirmé l'importance et l'utilité de la modélisation intelligente en tant qu'outil rapide, facile à utiliser et non coûteux. Ainsi, le modèle neuronal représente un outil efficace d'analyse et de diagnostic pour comprendre et simuler le comportement de la station d'épuration. Il pourrait constituer comme un outil d'évaluation de la performance pour les exploitants des stations d'épuration.

REFERENCES

- [1] APHA A (2005). WEF. Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater. 21st ed. ed. American Public Health Association, Washington, DC
- [2] Sahoo GB, Ray C (2006). Predicting flux decline in crossflow membranes using artificial neural networks and genetic algorithms, *J. Membr. Sci* 283:147–157.
- [3] Xi X, Cui Y, Wang Z, Qian J, Wang J, Yang L, Zhao S (2011). Study of dead-end microfiltration features in sequencing batch reactor (SBR) by optimized neural networks, *Desalination* 272:27–35.
- [4] Hagan, M.T., Demuth, H.B., Beale, M.H., (1996). *Neural Network Design*. PWS Publishing, Boston, MA.
- [5] Demuth, H., Beale, M., (2000). *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB, User Guide*. The MathWorks Inc.
- [6] Abyaneh HZ (2014). Evaluation of multivariate linear regression and artificial neural networks in prediction of water quality parameters, *Iranian J Environ Health Sci Eng* 12:40.