

Liège, Belgique  
7-8 Novembre 2018

## **OPTIMISATION DES PARAMÈTRES ESSENTIELS DE LA FORMULATION D'UN BCR À BASE DE FILLERS CALCAIRE PAR LES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS «RNA»**

CHAKALI Youcef <sup>A</sup>, HADJ SADOK Ahmed <sup>A</sup>

<sup>A</sup> ENSH - Ecole Nationale Supérieure d'Hydraulique de Blida (Algérie) - Laboratoire Génie de l'Eau et de l'Environnement

**Résumé :** L'optimisation de la formulation des bétons compactés au rouleau (BCR) pour les barrages réservoirs représente un intérêt majeur. Plusieurs méthodes de formulation, empiriques ou semi-empiriques, ont été développées et employées avec succès. Cependant ces méthodes, requièrent la réalisation d'un grand nombre de gâchées d'essais afin d'obtenir le mélange aux proportions optimales. D'autres méthodes théoriques récentes développées (Modèle d'empilement granulaire, ...) restent efficaces mais impliquent une caractérisation expérimentale contraignante des différents matériaux constitutifs du BCR. Le problème de formulation du BCR est généralement traité par l'approche biphasique. Il s'agit d'optimiser le squelette granulaire (fillers, sable et graviers) suivi de l'optimisation de la pâte de ciment permettant l'obtention de la résistance à la compression et de l'ouvrabilité (Temps Vébé) du BCR souhaités. L'objectif de l'étude est l'optimisation de la pâte de ciment du BCR destiné à la construction de barrage. Cette investigation propose le développement de modèles à base de réseaux de neurones artificiels (RNA) capables de prédire avec une précision significative deux paramètres essentiels de la formulation du BCR, à savoir le rapport Eau/Ciment « E/C » et du le dosage en ciment « C ». La prédiction est faite en fonction des résistances à la compression (à 28 et 90 jours) et du temps de Vébé souhaités d'une part et, d'autre part, en fonction du diamètre maximum des granulats « D » et de teneur en fillers. Les modèles de RNA sont développés en utilisant une base de données expérimentale de 200 formulations issues des rapports d'activité des laboratoires de deux barrages en BCR construit en Algérie (Barrage de Tabellout et Barrage de Koudiat Asserdoune). Des résultats intéressants ont été obtenus pour la prédiction du rapport E/C (Erreur quadratique RMSE = 0,041 et un coefficient de corrélation  $R^2$  de l'ordre de 0,95) ainsi que pour le dosage en ciment C (RMSE = 0.002 et  $R^2=0,97$ ). Ces premiers modèles méritent d'être développés d'avantage par un élargissement de la base de données et validés par d'autres résultats expérimentaux en laboratoire.

**Mots-clés:** optimisation, formulation, béton, BCR, barrage, réseau de neurones artificiels (RNA)

## 1. INTRODUCTION

Le béton compacté au rouleau (BCR) représente un mélange raide à affaissement nul de granulats inertes, de ciment et d'eau avec éventuellement des ajouts cimentaires qui est mis en place par compactage à l'aide d'engins mécaniques (Durant et al, 1998). Le dosage en ciment utilisé dans les BCR de barrages vari de 100 et 150 kg/m<sup>3</sup> (Anton et Henri, 2011). Plusieurs méthodologies théoriques et expérimentales ont été développées pour optimiser les BCR, regroupées dans diverses catégories : théoriques, semi-empiriques et empiriques. Les méthodes empiriques sont considérées dans la première catégorie pour réaliser les mélanges BCR (Comité ACI, 2001). Cette approche est généralement basée sur des gâchages d'essais dépassant souvent 25 gâcher au laboratoire pour avoir un mélange avec les caractéristiques souhaitées. La réalisation d'autres combinaisons d'essais sur le site est parfois nécessaire pour l'ajustement de la maniabilité du BCR (Gagné, 2000). Ce type de formulation est efficace et simple à utiliser mais nécessite du temps et de l'énergie pour corriger et adopter la formulation recherchée. Le second type se base sur des formules empiriques et des données expérimentales, avec comme principe général le calcul du volume de la pâte par rapport au volume des vides intergranulaires restant après le compactage du squelette granulaire, avec toutefois la nécessité de confectionner quelques gâchées d'essais au laboratoire. Dans le cas où le volume de la pâte choisi est inférieure au volume des vides inter-granulaires, cela conduit à la réduction des propriétés mécaniques et de l'étanchéité du béton. Par contre, avec un surdosage de la pâte, le problème d'accroissement de la chaleur d'hydratation surgit et le coût de réalisation devient plus conséquent. En fin, les méthodes théoriques (De Larrard et al, 1994) récemment développées œuvrant à l'optimisation du mélange granulaire et de la pâte de liant (Modèle d'empilement granulaire, méthode LCPC ...) restent efficaces mais impliquent une caractérisation expérimentale contraignante des différents matériaux constitutifs du BCR. En effet, cette approche implique un grand nombre de paramètres, influençant le béton aux états frais et durci.

Récemment, l'introduction de l'optimisation par les métaheuristiques dans le domaine du génie civil a donné des résultats plus fiables et des avantages prometteurs. Dans ce contexte un modèle d'algorithmes génétiques de prédiction de la compacité de mélanges granulaires a été développé par Sadok et al (2016) et comparé au logiciel LCPC. En comparant les compacités prédites avec celles mesurées expérimentalement, le modèle de métaheuristique développé a donné des résultats nettement plus précis que ceux donnés par de la méthode LCPC.

La présente étude rentre dans une recherche sur l'optimisation globale des BCR par l'utilisation des métaheuristiques. L'objectif principal de cette partie d'étude est d'utiliser les réseaux neuronaux artificiels (RNA) pour la prédiction du rapport Eau/Ciment (E/C) et la quantité de ciment (C) de BCR à base de filler calcaire destinés à la construction de barrages réservoirs. Le développement des modèles s'appuiera sur une base de données expérimentale issue de rapport d'activité de laboratoires de barrage construits. Cette approche de prédiction des deux paramètres (E/C et C) aidera l'ingénieur concepteur à optimiser la formulation du BCR en fonction des propriétés essentielles souhaitées à savoir le temps Vébé et la résistance à la compression, entre autres. Par ailleurs, une deuxième vision du travail peut être développée à savoir la prédiction des résistances mécaniques du BCR à partir des différents paramètres de sa formulation. Ceci fera sûrement l'objet de travaux ultérieurs.

## 2. MÉTHODOLOGIE

L'optimisation de la pâte de liant d'un béton compacté au rouleau (BCR) pour barrage est un problème majeur car il dépend de plusieurs paramètres difficiles à contrôler : (volume des vides du squelette granulaire, type et nature du ciment, propriétés des différents granulats...). Actuellement l'introduction des métaheuristiques, notamment les RNA, dans le domaine de génie a donné des très bons résultats par rapport aux méthodes classiques.

## 2.1 Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est composé d'entités élémentaires, appelées neurones, qui s'activent en parallèle. Cette modélisation informatique s'inspire largement de la structure biologique des neurones et de leurs interactions. En effet, à l'image de ce qu'il se passe dans un cerveau humain, le fonctionnement d'un réseau de neurones est grandement influencé par les connexions entre les neurones. Il existe plusieurs types de réseau de neurones artificiels (Laurenta et al, 2011). Les structures des réseaux de neurones sont représentées sous forme de réseau à connexion : multicouche, locale, récurrente, complexe. Dans notre cas nous allons traiter que les structures multicouches (Figure 1).

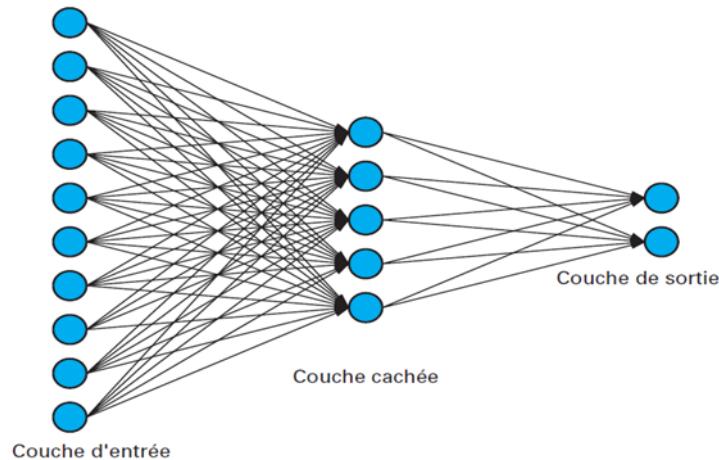


Figure 1. Réseau multicouche classique

D'après (Dan et al, 2002), les RNA sont des modèles mathématiques non linéaires, de type « boîte noire », capables de déterminer des relations entre données par la présentation (l'analyse) répétée d'exemples (à savoir des couples constitués par une information d'entrée et une valeur de sortie que l'on voudrait approcher par le modèle). La modélisation à l'aide de RNA, appelée « phase d'apprentissage » suppose l'adaptation des paramètres du réseau, afin de mettre en évidence les relations qui portent sur les exemples présentés.

Les RNA sont constitués d'un ensemble d'éléments de calcul (neurones artificiels), organisés dans une structure spécifique (Figure2), les paramètres du réseau (les poids) étant représentés par les valeurs associées aux connexions de ces éléments de calcul. Un élément de calcul du RNA comporte une ou plusieurs entrées et une sortie. La valeur de sortie est obtenue par l'application d'une relation mathématique (fonction d'activation) sur la somme pondérée d'entrées. Dans la modélisation à l'aide de RNA, on peut choisir le type de fonctions d'activation, le nombre de neurones et l'arrangement de leurs connexions (à savoir la structure du réseau).

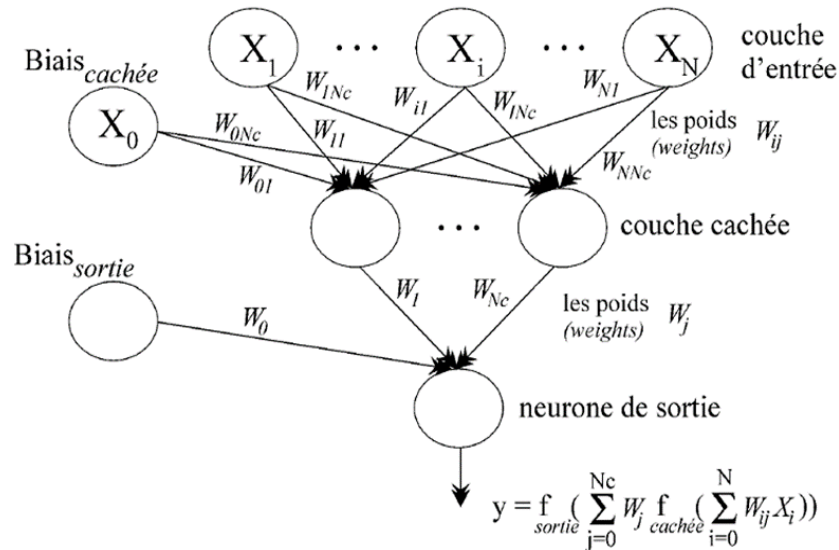


Figure 2. Structure du perceptron multicouche

Celui-ci comporte la couche d'entrée, une ou plusieurs couches intermédiaires (cachées) et la couche de sortie. Chaque couche contient des unités de calcul – neurones – connectés à d'autres neurones par la voie des poids. Les flèches (les connexions des éléments de calcul) indiquent le sens de propagation des données. La fonction d'activation  $f$  est du type tout ou rien à un seuil prenant la valeur 0 ou 1. Le seuil de déclenchement est en général provoqué par une entrée inhibitrice  $X_0$  appelée biais.

## 2.2 Base de données

Dans notre étude nous avons exploité des données issues des rapports d'activités de laboratoires pour deux grands barrages algériens construits en BCR :

- Barrage de Koudiat-Acerdoun, Wilaya de Bouira,
- Barrage de Tabellout, Wilaya de Jijel,

A partir de ces résultats expérimentaux, une base de données d'environ 400 formulations a été construite. Après une analyse approfondie, pour les besoins de cette étude, un sous-ensemble de 200 formulations a été choisi, comportant les paramètres ayant une influence directe sur la résistance à la compression et de consistance du BCR : Le diamètre maximal des gros granulats ( $D_{max}$ ), la résistance à la compression ( $R_{c28}$  et  $R_{c90}$ ), Temps Vébé ( $T_v$ ), le rapport Eau/Ciment (E/C) et la quantité de ciment (C). Le tableau 1 présente des exemples de formulation du BCR ainsi que les intervalles variabilité des valeurs (min et max) des différents paramètres des BCR de la base de données.

Formulations	$D_{max}$ (mm)	$R_{c28}$ (MPa)	$R_{c90}$ (MPa)	Temps Vébé (s)	Dosage « C » (Kg/m <sup>3</sup> )	Rapport « E/C »
1	40	15.35	19.02	20	150	0.75
2	50	10.9	14	19	110	1.05
3	60	12	15.6	17	120	0.7
<b>Valeur Min</b>	<b>40</b>	<b>4.9</b>	<b>7.9</b>	<b>17</b>	<b>70</b>	<b>0.58</b>
<b>Valeur Max</b>	<b>63</b>	<b>20.9</b>	<b>24.1</b>	<b>22</b>	<b>170</b>	<b>1.14</b>

Tableau 1. Valeurs limites des paramètres formulations de BCR « Base de données »

- **Caractéristiques des matériaux**

Le ciment utilisé dans la construction des deux barrages est un CEM II/A 42,5 contenant de 17 à 20% de d'ajout calcaire avec une classe de résistance vraie moyenne d'environ 50 MPa.

Pour le squelette granulaire, un sable 0/5 a été utilisé en plus de graviers 5/20 et de gros graviers 20/40, 20/50 ou 20/63 selon la formulation étudiée. Le tableau 2 regroupe quelques propriétés des granulats utilisés. En plus, des fillers calcaire 0/1 mm (figure 3) ont été introduit dans la composition du mélange granulaire dont les principales caractéristiques physico-chimiques sont représentées dans le tableau 3.

Granulats			
Diamètre (mm)	Los Angeles	Absorption (%)	Masse volumique (Kg/m <sup>3</sup> )
Sable 0/5	26.8	2.1	2.55
Gravier 5/20		2.31	2.55
Gravier 20/40,20/50, 20/63		1.47	2.57

Tableau 2. Caractéristiques principales des granulats

Caractéristiques chimique				Caractéristiques physiques			
CaCO <sub>3</sub> (%)	CaO (%)	SiO <sub>2</sub> (%)	PH	Dureté (MOHS)	Poids spécifique	Densité apparente (g/cm <sup>3</sup> )	Indice de réfraction
98	55,18	0,06	9	3	2.7	1.31	1.71

Tableau 3 : Principales caractéristiques physico-chimiques des fillers calcaire 0/1.

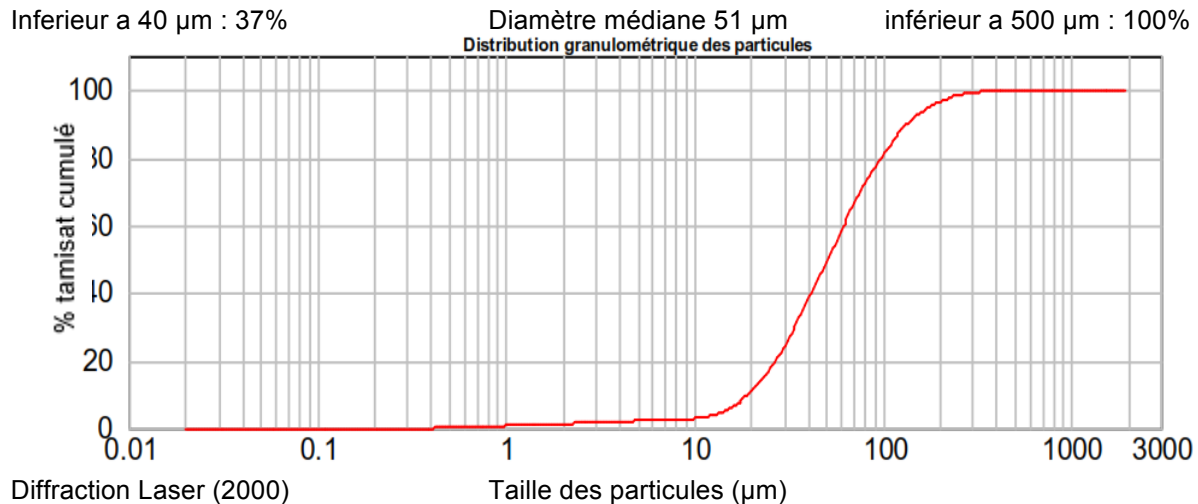


Figure3. Courbe granulométrique laser des fillers calcaire

- **Mélange granulaire**

Pour la granulométrie du squelette granulaire (filler, sable et graviers), le maître d'ouvrage « l'ANBT » (Agence Nationale des Barrages et Transferts) a exigé un fuseau granulaire bien défini. A partir de là, le maître d'œuvre « RAZEL » a mis en place une courbe de référence du mélange respectant le fuseau granulaire contractuel. La figure 4 le fuseau granulométrique contractuel ainsi que la courbe du mélange utilisé dans la confection des BCR dont les formulations constituent la base de données étudiée.

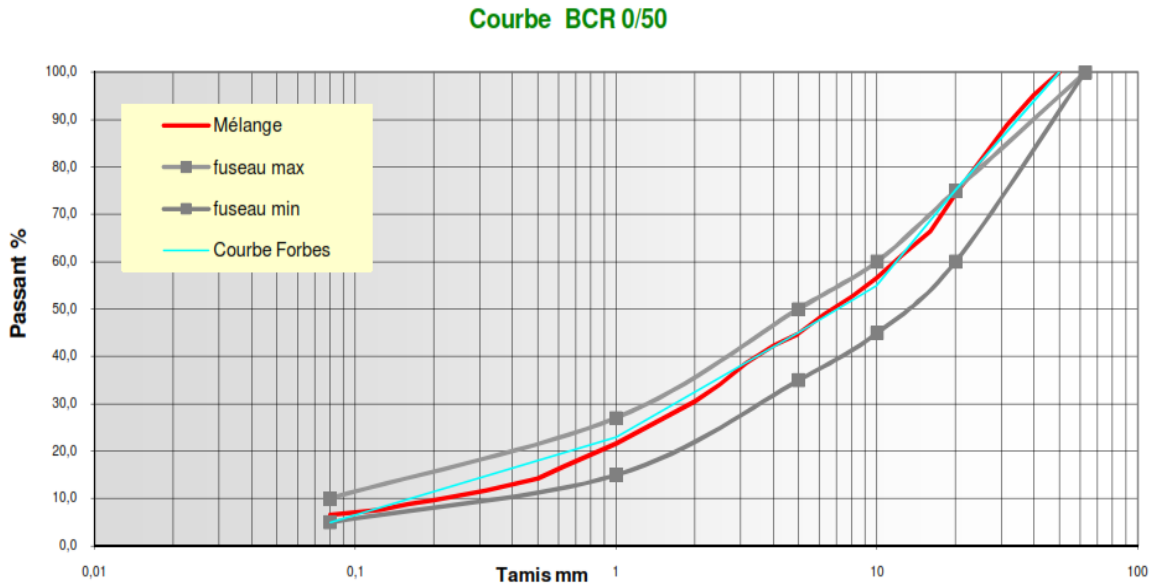


Figure 4. Fuseau granulaire avec une courbe de référence et un mélange granulaire

### 2.3 Modèles de RNA développés

En utilisant la base de données, nous avons développé deux modèles de RNA (M1 et M2) pour la prédiction du rapport E/C et du dosage en ciment C. Pour les deux modèles, les 200 vecteurs de données ont été répartis comme suit : Apprentissage (70%), Test (15%), validation (15%).

- **Modèle M1 de prédiction du rapport E/C**

L'architecture du modèle M1 pour la prédiction du rapport E/C (paramètre de sortie) avec les paramètres d'entrée (Rc28, Rc90, Dmax et Tv) est présentée par la figure 5. Ainsi, les paramètres du réseau ont été optimisés manuellement pour l'aboutissement une bonne corrélation dans l'étape de validation.

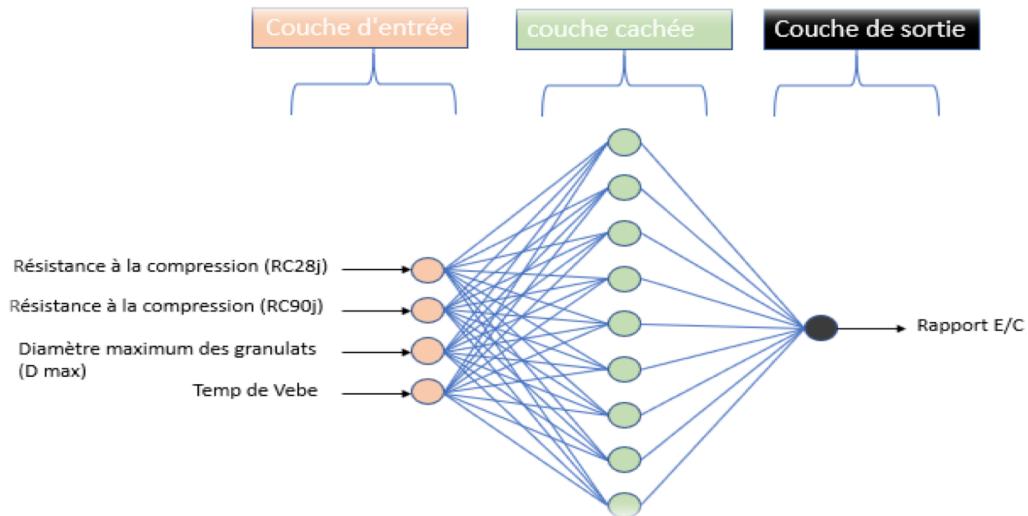


Figure 5. Architecture du modèle de prédiction du rapport E/C par (RNA)

- **Modèle M1 de prédiction du dosage en ciment**

Dans le deuxième modèle M2, en plus des paramètres d'entrées initiales (Rc28, Rc90, Dmax et Tv) nous avons introduit le rapport E/C prédit par le premier modèle M1 comme entrées supplémentaires. Ainsi son architecture est représentée par la figure 6.

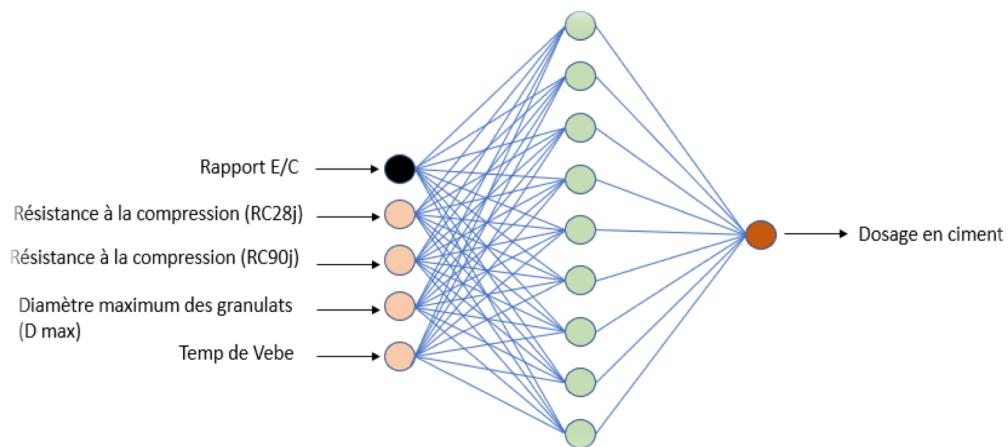


Figure 6. Architecture du modèle M2 de prédiction du dosage en ciment.

### 3. RÉSULTATS ET DISCUSSION

Les résultats des modèles M1 et M2, données sous forme de courbes de comparaison (validation) entre les valeurs prédites et les valeurs expérimentales sont présentées par les figures 7 et 8 respectivement. L'analyse des données, relatives aux deux courbes montrent des corrélations très significatives :

- Modèle M1 : Erreur quadratique RMSE = 0.041 et Coefficient de corrélation  $R^2 \approx 0.95$
- Modèle M2 : Erreur quadratique RMSE = 0.002 et  $R^2 \approx 0.97$ .

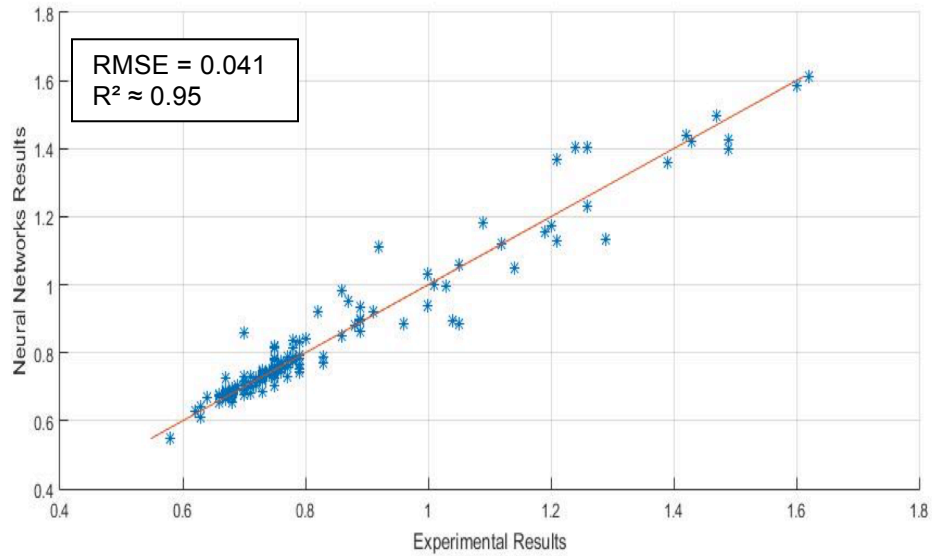


Figure 7. Relation linéaire entre le rapport E/C expérimental et prédit

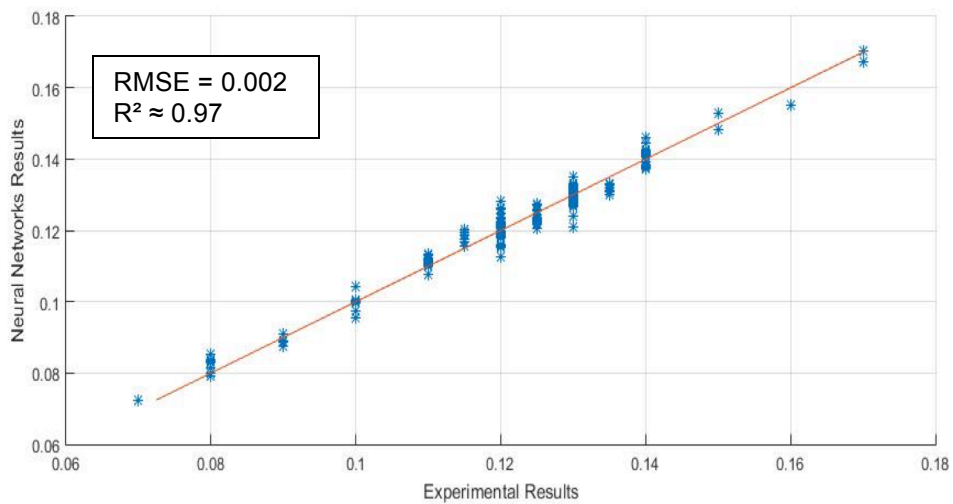


Figure 8. Relation linéaire entre le dosage de ciment expérimentale et prédit

#### 4. CONCLUSION

Le présent travail a montré l'efficacité des réseaux de neurones artificiels dans l'optimisation des paramètres essentiels du béton compacté au rouleau (BCR) tels que le rapport E/C et le dosage en ciment C à l'aide d'une base de données de formulations de BCR de barrages. Ces premiers modèles méritent d'être développés d'avantage par l'élargissement de la base de données par le biais de nouveaux rapports de laboratoire d'autres barrages en BCR et des résultats de recherches issus de la littérature. Par ailleurs, un travail d'optimisation des modèles de RNA par d'autres métaheuristiques est souhaitable ainsi que la validation des modèles par des résultats expérimentaux de laboratoire.



## RÉFÉRENCES

- Adrian D., Jasha O. et Philippe J. (2002), Contribution des réseaux de neurones artificiels (RNA) à la caractérisation des pollutions de sol. Exemples des pollutions en hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP), Comptes Rendus Géoscience, 334 : 957-965.
- ACI Committee. (2011) Roller-compacted Mass Concrete, American Concrete Institute, (ACI 325.10R-95).
- Anton J-S. et Henri P. (2011). Les barrages : Du projet à la mise en service. Traité de génie civil de l'école polytechnique fédérale de Lausanne.17 : 714.
- De Larrard F., Ango T. et Sedran T. (1994), Prévion de la compacité de mélanges granulaires par le modèle de suspension solide- Partie 1 : Fondements théoriques et étalonnage du modèle, Bulletin de liaison des laboratoires des ponts et chaussées,194 : 59-70.
- Durand J-M., Degoutte G., Royet P. et Jensen M. (1998), La technique du béton compacté au rouleau (BCR) ; Possibilités d'application pour les barrages en Afrique. Sud sciences & technologies 1: 56-62.
- Gagné R. (2000). High-performance roller compacted concrete for pavement-Mixture desing, application and durability, International symposium on engineering materials for sustainable development, Okayama, Japon. 74-88.
- Laurenta R., Henrieta J., Salomonb M. et Saugeta M. (2011). Utilisation d'un réseau de neurones artificiels pour la simulation des mouvements pulmonaires.Cancer/Radiothérapie,15: 123-129
- Marchand J., Gangé R. et Ouellet E. (1976). Mixture proportioning of roller compacted concrete.Concrete Technology, Special Publication171:457-487.
- Sadok A., Rentar Z. et Abriak N. (2015). Modélisation de la compacité granulaire par une approche d'apprentissage Automatique. Rencontres Universitaires de Génie Civil, Bayonne, France.10-16.
- Sorin F., Broussard L. et Roblin R., (2011). Régulation d'un processus industriel par réseaux de neurones . Techniques de l'ingénieur Informatique industrielle 1 : 7582-1.