

Optimisation du mélange de béton en utilisant les réseaux de neurones artificiels un aperçu

L. BAL^{1,2}, F. BUYLE-BODIN², A. BRAHMA³

¹ Department of Architecture and Urbanism, University of Blida1, Algérie.

² Laboratoire de Génie Civil et géo-Environnement, Lille University of Science and Technology,
59650 Villeneuve d'Ascq, France

³ Department of Genie civil, University of Blida1, Algérie.

RÉSUMÉ. L'objectif principal de cette recherche est de démontrer la fiabilité du réseau de neurones artificiels (ANN) pour optimiser le mélange du béton de telle sorte qu'il soit résistant. Ces modèles utilisent une couche de propagation multiples. Ils dépendent d'une très grande base de données de résultats expérimentaux issus de la littérature (RILEM Databank), et un choix approprié des architectures et des processus d'apprentissage. Ces modèles prennent en compte les différents paramètres de la préservation du béton et de décision qui affectent les propriétés du béton.

le modèle est bien adapté pour une optimisation des proportions appropriées de mélange de béton sur la base des deux principales propriétés à l'état durci la résistance à la compression et le fluage. Il sera également avantageux de réduire le nombre total d'essai.

ABSTRACT. The main objective of this research is to demonstrate the reliability of the Artificial Neural Network (ANN) to optimize the mixing concrete. To ensure that the concrete will be obtained resistant. These models use a multi layer back propagation. They depend on a very large database of experimental results issued from literature (RILEM Data Bank), and an appropriate choice of architectures and learning processes. These models take into account the different parameters of concrete preservation and making which affect properties concrete.

The model are correctly adapted for optimizing the appropriate proportions of concrete mix on the basis of two key properties in the cured state the compressive strength and creep. It will also be advantageous to reduce the total number of test mixtures.

MOTS-CLÉS : propriétés de béton, modélisation, prévision, Artificial Neural Network, Optimisation

KEY WORDS: Concrete properties, Modelling, Prediction, Artificial Neural Network, Optimization.

1. Introduction

Le béton est le matériau le plus utilisé dans la construction depuis plus d'un siècle. La conception du mélange de béton implique le choix ou la sélection des proportions des constituants qui se traduira par certaines propriétés désirées [GAR]. La qualité de béton est adaptée à son utilisation et donc bien formulé et bien fabriqué. En outre, le contexte général du mélange de béton est proportionnel au progrès [BUL 05]. Plusieurs chercheurs ont travaillé à construire des logiciels de conception de mélange de béton selon différentes approches telles que COST (Software Optimization Concrete Tool) [YEH 07] et BétonlabPro [DEL 07]. Récemment, plusieurs chercheurs ont appliqué l'intelligence artificielle (AI), techniques pour le développement de leur logiciel [BAL 13], les meilleures techniques de l'IA: Réseaux de neurones (RN), algorithmes génétiques (AG) et Fuzzy Logic (FL). En génie civil, ces systèmes sont considérés comme outil utile et puissant qui peut résoudre des problèmes complexes, en particulier dans la technologie du béton. Le problème de l'optimisation de la conception du mélange de béton est un problème inverse implique le choix des proportions des constituants qui se traduira par certaines propriétés cibles pour produire un béton satisfaisant [ZHE 12]. Bien que, les réseaux neuronaux ont été utilisés pour faciliter la résolution des problèmes inverses et d'optimisation, une telle approche serait difficile pour la formulation de béton en raison du grand nombre de facteurs impliqués par rapport à quelques facteurs à charge (par exemple, le fluage et la résistance).

Par conséquent, l'approche présentée ici était de former un système de réseau neuronal avec les propriétés du béton comme des entrées et des proportions de constituants du béton comme sorties. Le réseau peut alors être utilisé pour décrire le dosage des différents constituants du mélange. Cette étude porte sur le développement d'un tel système pour optimiser les proportions de mélange de béton en utilisant l'approche RN.

2. Les Réseaux de neurones

Le réseau de neurone (RN) est une abstraction fonctionnelle de la structure neuronale biologique du système nerveux central. Un réseau neuronal artificiel RNA se compose d'un groupe interconnecté de neurones artificiels et traite les informations en utilisant une approche connexionniste. Dans la plupart des cas, un RNA est un système adaptatif qui modifie sa structure en fonction des informations externes ou internes qui circule à travers le réseau pendant la phase d'apprentissage, le plus souvent utilisé pour modéliser des relations complexes entre les entrées et les sorties. Les éléments RNA (neurones formels) sont fortement liés les uns aux autres par des poids de connexion qui traitent des données d'entrée pour produire les sorties souhaitées. Le système le plus basique présente trois couches, la première couche neurones d'entrée par l'envoi de données synapses à la seconde couche de neurones, puis par l'intermédiaire d'autres synapses à la troisième couche de neurones de sortie. La connaissance est acquise par le réseau à travers un processus d'apprentissage. Les connexions entre les neurones (poids synaptiques) sont utilisées pour stocker des connaissances. Le perceptron multicouche à rétro propagation est le réseau de neurone le plus utilisé (Multi Layer Perceptron) pour minimiser l'erreur [BAS 97], [NAJ 00], [SAN 04].

Le réseau comprend une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. L'optimisation est réalisée en utilisant la minimisation de l'erreur quadratique moyenne. L'algorithme de rétro propagation est utilisé pour le processus d'apprentissage. Les données d'entrée sont divisées en trois parties, 60% pour le processus d'apprentissage, 20% pour la phase d'essai et 20% pour la phase de validation. La phase de test consiste à vérifier le réseau issu du processus d'apprentissage sur les données non encore utilisées. La phase de validation est effectuée sur la dernière partie des données.

Cette technique présente l'avantage de pouvoir traiter un nombre illimité de paramètres caractéristiques du mélange de béton. Elle est d'un usage croissant en Génie Civil, et nous avons montré sa puissance dans le cadre de notre travail et sa précision tout en nécessitant des temps de calcul faibles.

3. Base d données

L'ensemble de données sont recueillis à partir des expériences réalisées dans divers laboratoires, y compris les 186 tests, complétés de 47 essais extraits de la base de données de RILEM sont utilisés. Divers bétons réalisés avec différents types de ciment sont considérés, l'humidité relative, le rapport volume de l'échantillon sur sa surface exposée au séchage, l'âge auquel le traitement par voie humide est arrêté, la résistance à la compression moyenne à 28 jours et le module d'élasticité à 28 jours ainsi que module d'élasticité au moment du

chargement. Pour mieux effectuer la recherche dans une base de données structurée dans le système de gestion (SGBD), nous avons développé une base de données Bal [BAL 09].

Ce programme a été développé en utilisant un modèle de DB relationnelle. Le programme offre des possibilités de recherche basée sur des informations sur la bibliographie, les composants et les mélanges de béton utilisés, et les propriétés souhaitées. De plus, les données expérimentales à produire ou récupérés dans l'avenir doit également être intégré. Bien que les principaux utilisateurs sont des chercheurs motivés, il est concevable que ce programme peut être utilisé par d'autres chercheurs et ingénieurs ne sont pas des experts dans la gestion de BD. La base peut être considérée comme une plate-forme développée pour d'autres applications de modélisation. Cela devrait conduire à l'amélioration de la modélisation et des techniques expérimentales facilitant la comparaison entre la prédiction du modèle et des mesures expérimentales.

Ce tableau1 montre la variation de chaque paramètre et propriété du mélange du béton selon les différentes séries d'essais.

Type de paramètres	Description	Plage de variation
Entrées	<i>V/S : Volume / Surface exposée à l'air</i>	$17.5mm \leq V / S \leq 200mm$
	<i>HR : Humidité Relative</i>	$20\% \leq HR \leq 100\%$
	<i>t_c : L'âge au début du séchage</i>	$t_c \geq 1 \text{ jour}$
	<i>t₀ : L'âge au début du chargement</i>	$t_0 \geq t_c \text{ jour}$
	<i>t : L'âge de début de mesure du fluage</i>	$t \geq t_c \text{ jour}$
	Type de ciment	Ciment Type I, II et III
	<i>f_{cm28} : Résistance moyenne à la compression à 28 jours</i>	$17.2MPa \leq f_{cm28} \leq 119MPa$
	<i>E_{cm28} : Module d'élasticité à 28 jours</i>	$12537MPa \leq E_{cm28} \leq 53200MPa$
	<i>E_{cmt0} : Module d'élasticité au moment du chargement</i>	$10554MPa \leq E_{cmt0} \leq 47619MPa$
	<i>F : Fluage du béton</i>	Fluage (um/m/MPa)

Tableau 1. Indicateurs utilisés – plage de variation.

4. Application de la technique des réseaux de neurones

Dans une première étape, la matrice d'entrées et de sortie sont normalisés. Deuxièmement, le processus d'apprentissage est engagé par l'initialisation des coefficients de corrélation utilisés pour les trois phases (apprentissage, test et validation), puis du nombre de neurones par couche cachée, tester d'abord une couche cachée, puis deux couches cachées. La construction du réseau neuronal passe par l'utilisation d'une fonction de transfert pour chaque couche, et d'un algorithme d'apprentissage qui utilise la technique de rétropropagation de Levenberg-Marquardt.

Le nombre de couches cachées et de neurones par couche cachée est déterminé par des simulations numériques avec différentes architectures de réseau. La performance du réseau RN 10-8-7-4 est le meilleur. Ce réseau est sélectionné pour le modèle de prédiction de l'optimisation des proportions du mélange de béton. L'architecture de ce réseau est présenté dans la Figure 1.

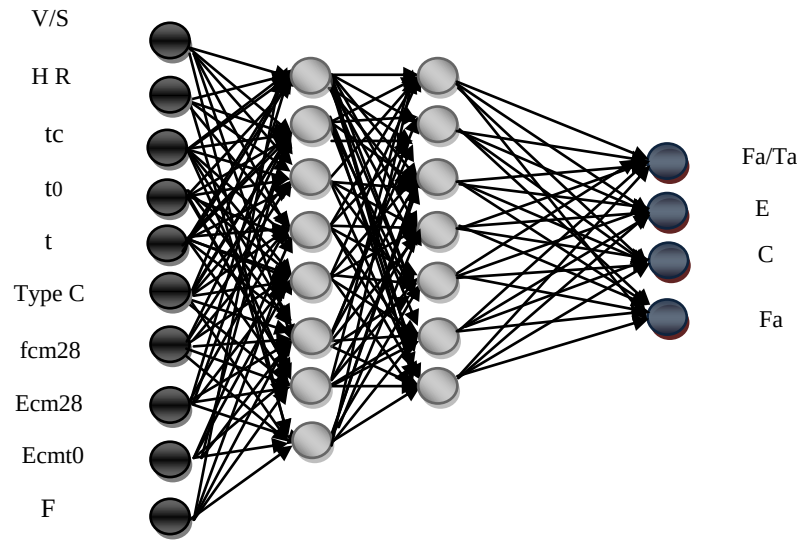


Figure 1. Architecture optimale du modèle RN proposé.

Les paramètres de ce modèle développé est présenté dans le Tableau2.

Paramètres d'entrées	Performance du modèle					Paramètres de sorties
	N.ITR	E^2	R^2Ap	R^2Ts	R^2V	
V/S (mm)	100	0.01	0.96	0.96	0.94	Fa/Ta (agrégats Fin / agrégats Total) E Eau C Ciment a agrégats
HR (%)						
tc						
t0						
t (days)						
Ciment Type						
fcm28 (Mpa)						
Ecm28 (Mpa)						
Ecmt0 (Mpa)						
F (um/m)						

Tableau 2. Paramètres du modèle RNA développé. N. ITR: nombre d'itérations, E^2 : erreur, R^2Ap : coefficient de détermination d'apprentissage, R^2Ts : coefficient de détermination de test, R^2V : coefficient de détermination de validation.

5. Etude Paramétrique

La représentation de modèle de prévision du mélange d'un béton peut être faite par plusieurs paramètres affectant ce dernier.

Le but de cette étude est de quantifier l'effet de certains de ces paramètres, qui pouvant influencer la prévision du mélange d'un béton en utilisant le modèle de réseau de neurones conçu.

Le mélange du béton est affectée par de nombreux facteurs internes et externes, tels que le fluage et la résistance à la compression. L'interaction entre ces facteurs permet la vérification du modèle proposé. Pour cette raison, l'étude paramétrique fondée sur un modèle serait utile pour bien comprendre la relation entre le modèle et les paramètres d'entrées-sorties afin de confirmer les relations propriétés-composition existantes et d'en tirer de nouvelles relations utiles.

5.1. Influence de fluage

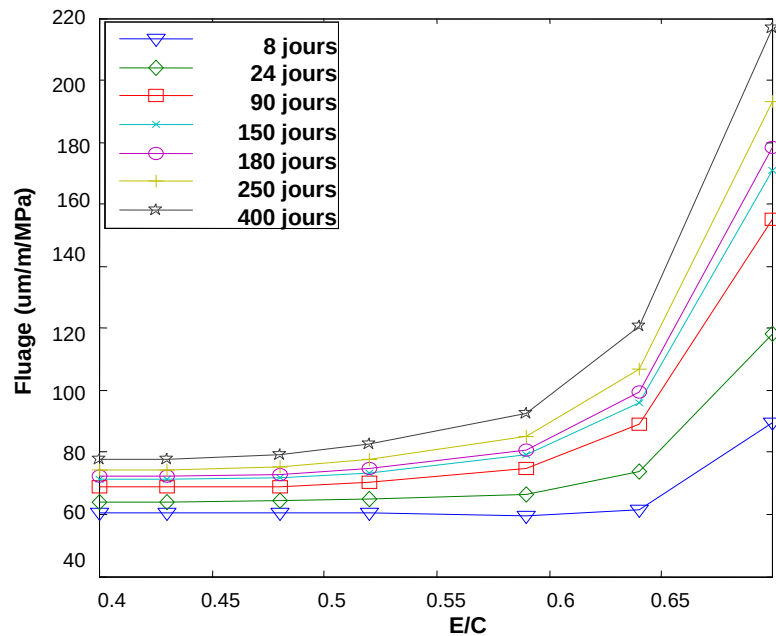


Figure 2. Effet du rapport Eau / Ciment (E/C) sur le fluage à différents âges.

L'augmentation du rapport E/C fait augmenter le fluage [LHE 78] .

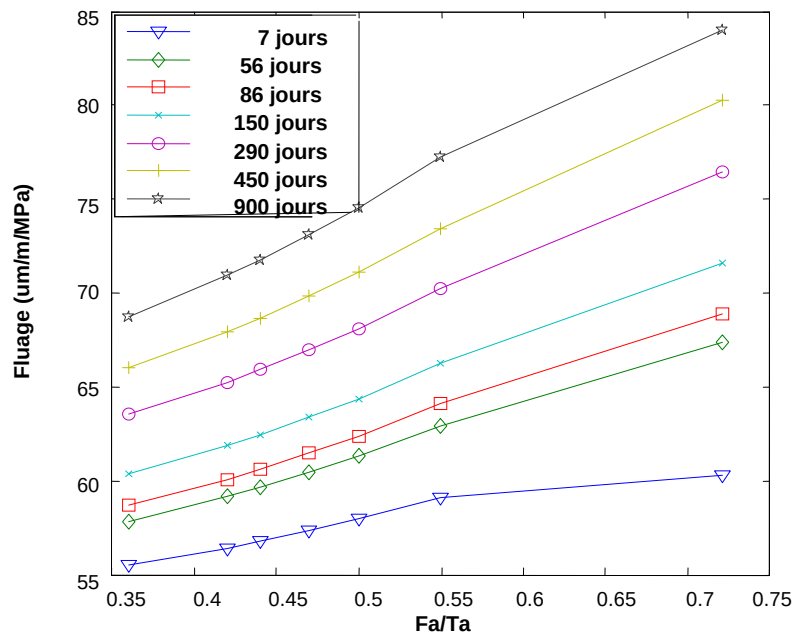


Figure 3. Effet du rapport agrégats Fin / agrégats Total (Fa/Ta) sur le fluage à différents âges.

Cette figure montre l'influence du rapport Fa/Ta . En augmentant le rapport Fa/Ta le fluage augmente, vu qu'il y a moins de granulats pour gêner les déformations [HAR 90], [BEN 93].

5.2. Influence de la résistance à la compression

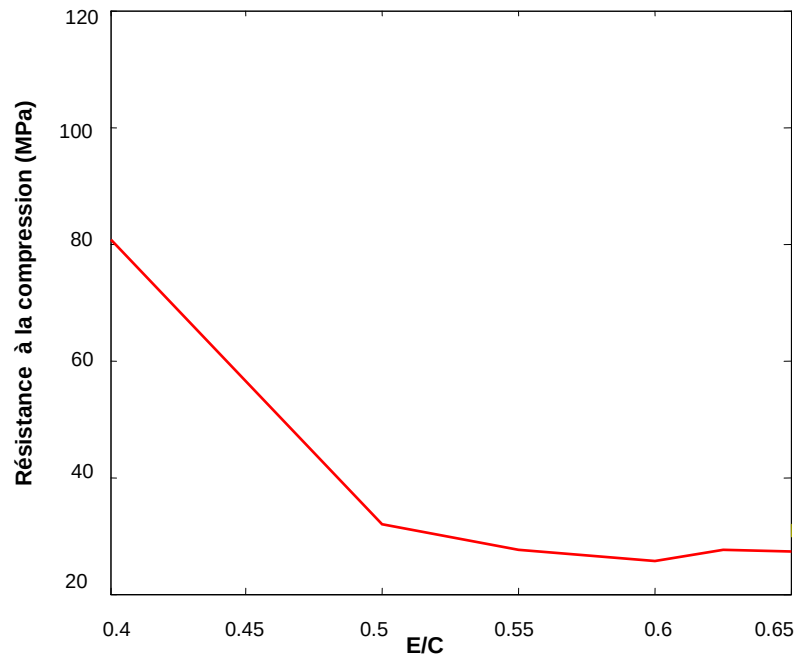


Figure 4. Effet du rapport Eau / Ciment (E/C) sur la résistance à la compression.

En augmentant le rapport E/C , la résistance à la compression diminue.

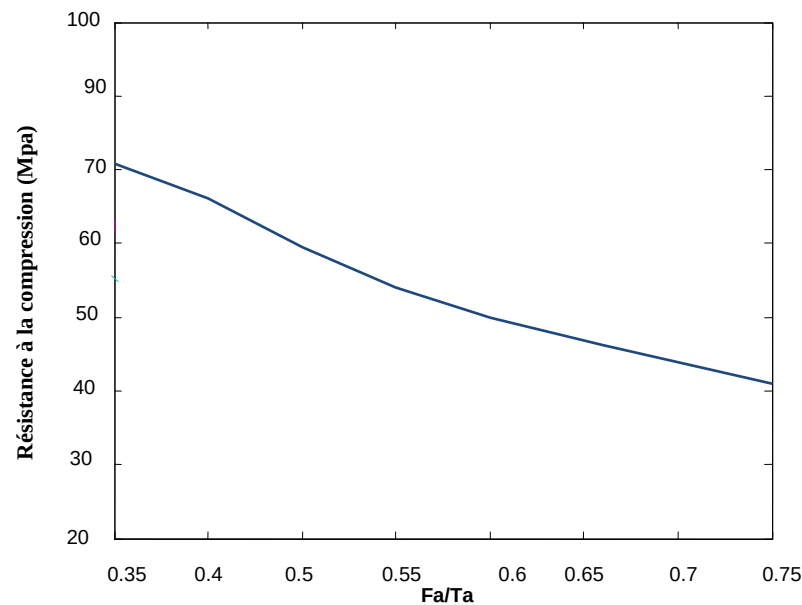


Figure 5. Effet du rapport Fine agrégats/Total agrégats (Fa/Ta) sur la résistance à la compression.

Cette figure montre l'influence du rapport Fa/Ta . En augmentant le rapport Fa/Ta la résistance à la compression diminue, vu qu'il y a moins de granulats (75% à 80% de la masse du béton) pour donner plus de résistance.

6. Conclusions

Optimisation de mélanges de béton est un processus très important avant la fabrication. Le problème est d'établir et d'optimiser la relation composant-propriété. Dans cette étude, un modèle de réseau neuronal artificiel est généré et utilisé pour optimiser les mélanges de béton sur la base des deux propriétés qui sont résistance à la compression et le fluage. Le réseau a été bien formé en utilisant un nombre de données expérimentales disponibles dans la littérature ont été recueillies auprès de RILEM.

Tous les ensembles de données ont subi un processus de filtrage pour réduire les anomalies et les fluctuations aléatoires. La meilleure architecture de réseau neuronal du modèle proposé est composé de dix paramètres d'entrée, deux couches cachées avec 8, 7 neurones chacun et quatre paramètres de sortie. Sur la base de simulations numériques, le modèle RN nous a permis d'étudier l'influence et de la dépendance entre les éléments en béton et ses principales propriétés.

Enfin, l'approche présentée ici peut conduire à une sélection plus précise et plus rapide des proportions de matériaux appropriés de mélange de béton sur la base des deux principales propriétés la résistance à la compression et le fluage, il devrait être possible à l'avenir de limiter les tests de laboratoire nécessaires pour prédire les nouvelles formulations de béton.

7. Bibliographie

- [GAR 00] Garboczi, G., Bentz, D. P., Frohnsdorff, G. J., «The past, present, and future of the computational materials science of concrete», *Materials Science of Concrete Workshop, Shelbyville*, Apr. 2000, p. 27-29.
- [BUL 05] Bullard, J., Bentz, D., Garboczi, E., Ferrari, C., Martys, N., Stutzman, P., «The virtual cement and concrete testing laboratory», *Materials and Construction Research Division Seminar, NIST Gaithersburg*, 16 Jun. 2005.
- [YEH 07] Yeh, C., «Computer-aided design for optimum concrete mixtures», *Cement and Concrete Composites*, vol. 29, n° 3, 2007, p. 193-202.

- [DEL 07] De Larrard, F., Sedran, T., «Le logiciel BétonlabPro 3», *Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées*, n° 270-271, 2007, p. 75-86.
- [BAL 13] Bal, L., Buyle-Bodin, F., «Artificial Neural Network for predicting drying shrinkage of concrete», *Construction and Building Materials*; vol. 38, n° 1, 2013, p. 248-254.
- [ZHE 12] Zheng, S.S., Wang, X.F., Lou, H.J., Li, Z.Q., «Optimization design for mix proportioning of high strength and high performance concrete», *Advanced Materials Research*, vol. 368-373, 2012, p. 432-435.
- [BAL 09] Bal, L., «Modélisation du retrait et du fluage du béton par réseaux de neurones», Thèse de doctorat, Université de Lille1 (Sciences and Technologies), 2009.
- [BAS 97] Basheer, I.A., Hajmeer, M.N., «Artificial neural network : Fundamentals, Computing Design, and Application», *Journal of Microbiological Methods*, n° 34, 1997, p. 3-31.
- [NAJ 00] Najjar, Y. Zhang, X., «Characterizing the 3D Stress-Strain Behavior of sandy Soils: A Neuro-Mechanistic Approach», *In Numerical Methods in Geotechnical Engineering, ASCE Geotechnical Special Publication*, n° 96, 2000, p. 43-57.
- [SEN 04] Senthil Kumar, A.R., Sudheer, K.P., Jain, S.K., Agarwal, P.K., «Rainfall-runoff modelling using artificial neural networks : Comparison of network types», *Hydrological Processes*, 2004.
- [LHE 78] L'Hermite R.G., «Quelques compléments à l'étude expérimentale du fluage du béton en compression simple», *Annales de l'Institut Technique du Bâtiment Travaux Publics, Série béton*, vol. 179-373, 1978, p. 17-20.
- [HAR 90] Harsh S., Shen Z., Darwin D., «Strain-rate sensitive behaviour of cement paste and mortar in compression», *ACI Materials Journal*, vol. 87, n° 5, 1990, p. 508-516.
- [BEN 93] Benaïssa A., Morlier P., Viguié C., (1993) «Fluage et retrait du béton de sable», *Matériaux et Structure/Materials and Structures*, n° 26, 1993, p. 333-339.