

**UNIVERSITE DE BLIDA 1**

**Faculté de Technologie**

Département de Génie Civil

Laboratoire de Géo matériaux et génie civil

## **THÈSE DE DOCTORAT**

Spécialité : Génie Civil

### **PREVISION DES PROPRIETES DES BETONS AUTO- PLAÇANTS PAR RESEAUX DE NEURONES**

**Par**

**Mahmoud SERRAYE**

Devant le jury composé de :

B. MENADI	Prof U. de Blida 1	Président
O. BOUKENDAKDJI	Prof U. de Médéa	Examineur
M. OMRANE	MC-A, U. de Djelfa	Examineur
M. ABDESSEMED	MC-A, U. de Blida 1	Examineur
S. KENAI	Prof, U. de Blida 1	Directeur de thèse
B. BOUKHATEM	M.C, U. de SHERBROOKE	Co-Directeur de thèse

Blida, 2021

## REMERCIEMENTS

Remercions en premier lieu, Dieu tout puissant de m'avoir permis de mener à bien et d'achever ce modeste travail. Cette thèse réalisée, n'aurait pu être menée à bien sans l'aide des personnes à qui je voudrais adresser tous mes remerciements.

Je remercie mon directeur de thèse, Monsieur Said KENAI, professeur à l'Université de Saad DAHLAB de Blida 01, pour avoir été à l'origine et surtout encadrant principal de mes travaux de recherche. Je lui adresse mes remerciements les plus sincères pour m'avoir guidé, conseillé, encouragé et supporté durant toute la durée de la préparation de ma thèse, pour m'avoir appris à faire de la recherche

Je remercie aussi mon co-encadreur Dr Boukhatem Bakhta, Maître de Conférences à l'Université de SHERBROOKE (Canada). Sa connaissance approfondie et son expérience scientifique ont été plus que déterminantes dans les orientations de mes travaux de recherche.

Je remercie aussi Monsieur Mohamed GRICI Professeur à l'Université de Chlef et les docteurs Radhouane RABOUH et Omar BELLALIA pour m'ont aidé dans le volet modélisation par l'approche du réseau de neurones.

J'adresse également ma gratitude et mes remerciements à Monsieur Belkacem MENADI, Professeur à l'Université Saâd DAHLEB de Blida 01, pour m'avoir fait l'honneur de présider ce jury de thèse. Mes remerciements vont aussi à Monsieur Othmane BOUKENDAKDJI, Professeur à l'Université de Médéa, Mouloud ABDESSEMED Maître de conférences à l'Université de Blida 01 et à Monsieur Mohamed OMRANE Maître de conférences à l'Université de Djelfa pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à ce travail en acceptant de l'examiner.

Je remercie infiniment toutes les personnes et l'ensemble des enseignants du département de Génie Civil de l'université Saad DAHLEB de Blida 01, et particulier l'ensemble des enseignants de post de graduation qui ont contribués directement et indirectement au bon déroulement de ces années de doctorat.

Enfin, je voudrais exprimer mes plus profonds remerciements à mon épouse, ma fille (Djouri), mes frères (Ahmed, Miloud, Hakim, Mustapha, Messaoud et Abd errazak),

mes belles sœurs et à toute ma grande famille pour leur soutien constant, leur patience et leur encouragement tout au long de ces années de thèse. En dernier, je souhaite remercier mes amis dont la présence, l'humour et la curiosité ont souvent contribué à faire avancer ce travail. De nombreuses autres personnes ont contribué à ce travail et je ne peux les citer toutes, qu'elles me pardonnent et soient assurées de ma reconnaissance.

## ملخص

نظراً لخصوصية الخرسانة ذاتية الرص المتعلقة بخصائصها وتركيباتها، فقد أدى ذلك لإستعمالها وأصبحت مجالاً هاماً للأبحاث والدراسات في ميدان الهندسة المدنية.

لكن لا يزال التنبؤ بخصائص الخرسانة موضوع دراسات عديدة لإنشاء نماذج تجريبية ورقمية تجعل من الممكن التنبؤ بسلوكلها. على وجه الخصوص، تعد المقاومة وتموضع جريانها و أهم خاصيتين لتقييم جودة الخرسانة.

تعتمد الأساليب التقليدية للتنبؤ بمقاومة الخرسانة بشكل أساسي على التحليل الإحصائي الذي من خلاله تم إنشاء العديد من معادلات الانحدار الخطي وغير الخطي لنمذجة مشكلة التنبؤ. ومع ذلك ، فإن غالبية أساليبها لا تستند إلى مجموعة علمية صلبة وصروحة.

في الآونة الأخيرة طبق العديد من الباحثين تقنية الشبكات العصبية لبناء نماذجهم. ويعتبر الهدف من هذا البحث هو ضمان تطبيق هذه التقنية من أجل التنبؤ بخصائص الخرسانة المرصوة ذاتياً.

سيسمح تحقيق هذا التقنية بتطوير مجموعة من النماذج للتنبؤ مقاومة الضغط للخرسانة ذاتية الرص وقابلية تشغيلها حيث أن هذه الخرسانة مضافة إليها الحجر الجيري أو السيليكا الناعمة.

النماذج المطورة في هذا البحث أعطت نتائج مقبولة جداً من حيث العلاقة بين النتائج المستهدفة والنتائج المتوقعة وذلك من خلال قيم معامل الارتباط لكل خاصية من الخواص حيث تحصلنا على قيم أكبر من 0.90 ، (0.90 ، 0.93 ، 0.94 و 0.95). الأخطاء النسبية المتحصل عليها مقبولة جداً والتي تمثل المقارنة بين القيم المتوقعة التي تم حسابها بواسطة النماذج وتلك التي تم الحصول عليها تجريبياً من قبل باحثين آخرين (2.86٪ لنسبة L-box ، 4.94٪ لمقاومة الضغط للخرسانة ذاتية الرص التي تحتوي على السيليكا الناعمة، إلخ).

هذه النماذج التي يتم تطويرها لايجاد العلاقة غير الخطية بين بيانات الشبكة (المكونات) والنتائج المتحصل عليها (الخصائص).

الكلمات المفتاحية .

التنبؤ الخرسانة المرصوة ذاتياً . الحجر الجيري . السيليكا الناعمة. الشبكة العصبية



## RESUME

En raison de sa formulation et de ses propriétés spécifiques à l'état frais, le béton autoplaçant (BAP) a connu une large utilisation dans divers domaines de génie civil, et son étude représente un axe de recherche qui possède un fort potentiel de développement. La prévision des propriétés du béton fait encore l'objet de nombreuses études pour établir des modèles empiriques et numériques permettant de prédire son comportement. En particulier, la résistance et l'ouvrabilité sont les deux propriétés les plus importantes pour apprécier la qualité du béton. Des approches conventionnelles pour prévoir la résistance à la compression du béton sont fondamentalement basées sur l'analyse statistique par laquelle beaucoup d'équations linéaires et non-linéaires de régression ont été construites pour modéliser un tel problème de prévision. Cependant, la majorité de ses méthodes ne repose pas sur un corpus scientifique à la fois solide et explicite. Récemment, plusieurs chercheurs ont appliqué la technique des réseaux de neurones pour la construction de leurs modèles. L'objectif de cette recherche est donc d'assurer l'application de cette technologie à la résolution des problèmes de prévision des propriétés des bétons auto-plaçant (BAP). La réalisation de cette approche permettra le développement d'un ensemble de modèles pour la prévision de l'ouvrabilité et la résistance à la compression des BAP à base de fillers de calcaire ou fumées de silice. Les modèles développés ont de bonnes performances vis-à-vis de la corrélation entre les sorties cibles et les sorties prédites telles que la valeur du coefficient de corrélation de chaque propriété souhaité sont supérieurs à 0.90, (0.90, 0.93, 0.94 et 0.95). Des erreurs relatives acceptables obtenues par la comparaison entre les valeurs prédites obtenue par les modèles et celle obtenues expérimentalement par d'autres chercheurs (2.86 % pour le rapport L-box, 4.94 % résistance à compression simple du BAP à base FS,...).

Ces modèles seront produits pour implémenter la complexité de la relation non linéaire entre les données du réseau (composition) et les résultats produits (propriétés).

**Mot clés :** Prévision, Béton Auto-Plaçant (BAP), filler calcaire, fumée de silice, réseaux de neurones.

## ABSTRACT

Due to its formulation and specific properties, self compacting concrete (SSC) has gained wide use in various fields of civil engineering, and its study represents a research area that has a strong potential for development. The prediction of the properties of concrete is still the subject of numerous studies to elucidate the links existing between the proportions of the constituents and the properties of the mixtures obtained. Strength and workability are the two most important properties in assessing the quality of concrete. Conventional approaches to predicting the compressive strength of concrete are fundamentally based on statistical analysis by which many linear and non-linear regression equations have been constructed to model such a prediction problem. However, the majority of its methods are not based on a scientific body that is both solid and explicit. Recently, several researchers have applied the technique of neural networks to build their models. The objective of this research is therefore to ensure the application of this technology to the resolution of the prediction problems of the properties of SCC. The realization of this approach will allow the development of a set of models for the prediction of the workability and the compressive strength of SCCs based on limestone filler or silica fume. The models developed perform well with respect to the correlation between the target outputs and the predicted outputs such that the values of the correlation coefficients of each desired property are greater than 0.90, (0.90, 0.93, 0.94 and 0.95). Acceptable relative errors obtained by the comparison between the predicted values obtained by the models and that obtained experimentally by other researchers (2.86% for the L-box ratio, 4.94% simple compressive strength of FS-based BAP, etc.).

These models will be produced to implement the complexity of the nonlinear relationship between network data (composition) and produced results (properties).

Key words: Prediction, Self-compacting Concrete (SCC), limestone filler, silica fume, neural network.

## TABLE DES MATIÈRES

ملخص.....	1
Résumé.....	2
Abstract.....	3
Remerciements.....	4
Table des matières.....	6
Liste des figures.....	11
Liste des tableaux.....	15
liste des abréviations .....	16
introduction générale. ....	17

## CHAPITRE 1

### BETONS AUTOPLAÇANTS A BASE DE FILLER CALCAIRE ET FUMEE DE SILICE

1.1 Introduction.....	21
1.2 Qu'est ce qu'un béton Autoplaçant.....	21
1.3 Particularité de la composition d'un BAP.....	24
1.3.1 L'emploi de superplastifiants.....	24
1.3.2 L'utilisation d'agent de cohésion .....	25
1.3.3 Un grand volume de pate.....	25
1.3.4 Un faible volume de gravillon.....	25
1.3.5 Une quantité de fines importante.....	25
1.4 Propriétés clés du béton autoplaçant.....	26
1.4.1 Déformabilité libre (capacité de remplissage).....	27
1.4.2 Déformabilité restreinte (capacité de passage).....	27
1.4.3 Stabilité.....	28
1.4.3.1 Résistance à la ségrégation.....	28
1.4.3.2 Ressuage.....	29
1.5 Essais et techniques de caractérisation des BAP à l'état frais.....	29
1.6 Les additions minérales et leurs influences sur les propriétés des BAP.....	32
1.6.1 Les fillers de calcaire.....	33
1.6.2 Les fumées de silice.....	35
1.6.2.1 Effet du filler de calcaire et de la fumées de silice sur les propriétés du BAP à	

l'état frais.....	36
1.6.2.2 Effet du filler de calcaire et de la fumées de silice sur la résistance mécanique et la durabilité des BAP.....	40
1.6.2.2.1 Sur la résistance mécanique.....	40
1.6.2.2.2 Sur la durabilité.....	41
1.7 Les Approches de formulation des BAP.....	43
1.7.1 Approche Japonaise basées sur l'optimisation des mortiers.....	43
1.7.2 Approche Française (LCPC) basée sur l'optimisation du squelette granulaire.....	44
1.7.3 Approche Suédoise basée sur l'optimisation du volume de pâte.....	45
1.7.4 Autres Méthodes.....	46
1.8 Modèles de prévision des propriétés des bétons.....	46
1.8.1 Des modèles mathématiques pour évaluer la résistance des bétons.....	47
1.8.2 Relation entre les grandeurs spécifiques de l'ouvrabilité et les paramètres rhéologiques des BAP.....	49
1.9 Conclusion.....	50

## CHAPITRE 02

### LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS ET LEURS APPLICATIONS EN GENIE CIVIL

2.1 Introduction.....	52
2.2 Historique et évolution des réseaux de neurones artificiels.....	53
2.3 Notions de base sur les réseaux de neurones artificiels.....	54
2.3.1 Définitions et propriétés.....	54
2.3.2 Neurone biologique.....	55
2.3.3 Model mathématique d'un neurone artificiel (Neurone formel).....	56
2.3.4 Les fonctions d'activation .....	57
2.3.5 Architecture et apprentissage .....	58
2.3.5.1 Architecture.....	59
2.3.5.2 Topologies.....	60
2.3.5.3 Apprentissage : types et algorithmes.....	61
2.4 Principaux travaux du réseau de neurones dans le domaine du génie civil.....	64
2.4.1 Dans les problèmes des structures et constructions.....	65
2.4.2 Dans les problèmes des géotechniques.....	66
2.4.3 Dans la technologie du béton.....	67

2.4.3.1 Propriétés du béton à l'état frais.....	67
2.4.3.2 Propriétés du béton à l'état durci (résistance).....	69
2.4.3.3 Durabilité et autres.....	69
2.4.4 Quelques travaux effectués au département de génie civil de Blida.....	69
2.4.4.1 Application des réseaux de neurones pour la prévision des propriétés des bétons avec ajouts.....	70
2.4.4.2 Conception d'un système automatisé intégré de connaissances pour les bétons aux ajouts (SAICBA) .....	70
2.4.4.3 Un système intelligent pour l'estimation de la vulnérabilité des constructions.....	71
2.4.4.4 Vers une évaluation intelligente de la vulnérabilité des constructions....	71
2.5 Conclusion.....	71

## CHAPITRE 03

### COLLECTION LES BASES DE DONNEES POUR LES MODELES DEVELOPPES

3.1 Introduction.....	72
3.2 Procédure de construction de la base de données. ....	72
3.2.1 Collecte des données.....	72
3.2.2 Organisation et filtrage des données.....	73
3.2.3 Séparation des données. ....	73
3.3 Base de données pour la prévision de la résistance à la compression du BAP par le modèle RNA <sub>1</sub> et le modèle RNA <sub>2</sub> .....	74
3.4 Base de données pour la prévision du diamètre de l'étalement du BAP par le modèle RNA <sub>3</sub> .....	81
3.5 Base de données pour la prévision du temps V-entonnoir du BAP par le modèle RNA <sub>4</sub> .....	84
3.6 Base de données pour la prévision du rapport L-box du BAP par le modèle RNA <sub>5</sub> .....	88
3.7 Conclusion.....	92

## CHAPITRE 04

### Elaboration des modèles de RNA pour la prévision des propriétés du BAP

4.1 Introduction.....	93
-----------------------	----

4.2 Méthodologie de développement du modèle RNA proposé.....	93
4.3 Procédure générale d'élaboration d'un modèle neuronal .....	96
4.3.1 Choix du type d'algorithme d'apprentissage.....	96
4.3.2 Choisir une architecture optimale.....	97
4.3.3 Choix de la fonction d'activation.....	98
4.4 Elaboration des modèles proposés.....	99
4.4.1 Construction des modèles RNA <sub>1</sub> et RNA <sub>2</sub> .....	99
4.4.1.1 Apprentissage, choix de l'architecture et fonction d'activation.....	99
4.4.1.2 Evaluation de la performance des modèles RNA <sub>1</sub> et RNA <sub>2</sub> .....	104
4.4.1.3 Validation de la performance des modèles RNA <sub>1</sub> et RNA <sub>2</sub> .....	108
4.4.1.4 Etude paramétrique basée sur les résultats du modèle RNA <sub>1</sub> et RNA <sub>2</sub> .110	
4.4.1.4.1 Effet du rapport Eau-Liant et des proportions du filler de calcaire ou des proportions du fumée de silice sur la prévision de la résistance à la compression.....	110
4.4.1.4.2 Effet du superplastifiant sur la prévision de la résistance à la compression.....	113
4.4.1.4.3 Effet de la classe de résistance du ciment sur la prévision de la résistance à la compression.....	115
4.4.2 Construction les modèles RNA <sub>3</sub> , RNA <sub>4</sub> et RNA <sub>5</sub> .....	116
4.4.2.1 Apprentissage, choix de l'architecture et fonction d'activation.....	117
4.4.2.2 Evaluation la performance des modèles RNA <sub>3</sub> , RNA <sub>4</sub> et RNA <sub>5</sub> .....	120
4.4.2.3 Validation de performance des modèles RNA <sub>3</sub> , RNA <sub>4</sub> et RNA <sub>5</sub> .....	123
4.4.2.4 Etude paramétrique basé sur les résultats du modèle RNA <sub>3</sub> , RNA <sub>4</sub> et RNA <sub>5</sub> .....	124
4.4.2.4.1 Effet de rapport Eau-Liant et de proportions du filler des calcaires sur la prévision de l'étalement, de l'entonnoir en V et du rapport L-box.....	125
4.4.2.4.2 Effet du superplastifiant sur la prévision de l'étalement, de l'entonnoir en V et de rapport L-box.....	127
4.5 Conclusion.....	129
Conclusions et perspectives .....	131
1. Conclusion .....	131
2. Perspectives .....	133
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES .....	135

## LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Exemple de l'emploi des BAP: (a) Pavillon-Pont de Saragosse et (b) Pont suspendu Akashi-Kaikyo à Kobe au Japon .....	23
Figure 1.2 : Constituants des bétons Autoplaçants et des bétons ordinaires.....	24
Figure 1.3 : Dispersion des grains de ciment par l'ajout de superplastifiant.....	24
Figure 1.4 : Propriétés clés du béton autoplaçant à l'état frais. ....	26
Figure 1.5 : Mécanisme de blocage.....	27
Figure 1.6 : Production des agrégats (m <sup>3</sup> ) année 2009 (les10 wilayas les plus productrices).....	33
Figure 1.7 : Station de concassage de l'unité El Ghedir –Skikda- 2013.....	33
Figure 1.8 : Illustration de l'effet filler.....	34
Figure 1.9 : extraction de la fumée de silice.....	35
Figure 1.10 : Présence internationale du fumée de silices.....	36
Figure 1.11 : Effet de l'incorporation des additions minérales sur les paramètres d'ouvrabilité de BAP.....	37
Figure 1.12 : Influence de la variation du rapport F/C sur l'étalement et le taux de remplissage (H2/H1).....	38
Figure 1.13 : Effet des dosages du filler calcaires sur l'étalement, le temps T <sub>50</sub> , le temps de l'entonnoir en V et le rapport de la boîte en L du BAP .....	39
Figure 1.14 : Effet du dosage de superplastifiant sur l'étalement des pâtes.....	39
Figure 1.15: Variation de la résistance à la compression avec des dosages du filler calcaire du BAP.....	40
Figure 1.16 : Influence du rapport F/L sur la résistance à la compression. ....	41
Figure 1.17 : L'évolution des résistances à la compression des pâtes autoplaçantes.....	41
Figure 1.18 : Proportions du gravillon et du sable d'un béton autoplaçant selon la méthode générale [5]. :.....	44
Figure 2.1 : Schéma d'un neurone biologique.....	55
Figure 2.2 : forme générale d'un réseau formel. ....	57
Figure 2.3 : Mise en correspondance neurone biologique/ neurone artificiel.....	57

Figure 2.4 : Architecture d'un réseau de neurones (Multicouches).....	59
Figure 2.5 : La topologie des réseaux de neurones. ....	60
Figure 3.1 Appareillage de mesure de la résistance à la compression du béton.....	74
Figure 3.2: Distribution des données suivant la source pour RNA <sub>1</sub> .....	75.
Figure 3.3: Distribution des données suivant l'année et lieu de publication. ....	76
Figure 3.4: Fréquence des sources à différentes dates de publication.....	76
Figure 3.5: Distribution des paramètres d'entrées du modèle RNA <sub>1</sub> (a) rapport eau/ liant, (b) liant (c) filler de calcaire, (d) agrégats fins, (e) gros agrégats, (f) superplastifiant, (g) Âge et (h) Classe de ciment. ....	79
Figure 3.6: Distribution des paramètres d'entrée du Modèle RNA <sub>2</sub> (a) Rapport eau-liant, (b) Fumée silice, (c) Agrégat fins,(d) Gros agrégats, (e) Superplastifiant, et (f) Âge.....	80
Figure 3.7 Essai d'étalement au cône d'Abrams. ....	81
Figure 3.8: Distribution des données suivant la source pour RNA <sub>2</sub> ....	81
Figure 3.9: Distribution des paramètres d'entrées du Modèle RNA <sub>3</sub> (a) rapport eau/ liant, (b) liant (c) filler de calcaire, (d) agrégats fins, (e) gros agrégats, (f) superplastifiant.....	83
Figure 3.10 : Appareillage de mesure du temps d'écoulement à l'entonnoir en V.....	85
Figure 3.11 : Distribution des données suivant la source de données.....	85
Figure 3.12: Distribution des paramètres d'entrées du modèle RNA <sub>3</sub> (a) rapport eau/ liant, (b) liant (c) filler de calcaire, (d) agrégats fins, (e) gros agrégats, (f) superplastifiant.....	87
Figure 3.13 Appareillage de l'essai L-box.....	89
Figure 3.14: Distribution des données suivant la source pour RNA <sub>4</sub> .....	89
Figure 3.15 : Distribution des paramètres d'entrées du modèle RNA <sub>4</sub> (a) Rapport eau/ liant, (b) Liant (c) Filler calcaire, (d) Agrégats fins, (e) Gros agrégats, (f) Superplastifiant.....	91
Figure 4.1: Chemin globale de notre approche.....	94



Figure 4.2 : Méthodologie de développement du réseau de neurones artificiels (RNA)...	95
Figure 4.3 : Architecture d'un réseau de neurones (RNA).....	97
Figure 4.4 : Forme graphique de "logsig" .....	98
Figure 4.5 : Forme graphique de "tansig" .....	98
Figure 4.6 : Forme graphique de "purelin" .....	98
Figure 4.7 : Exemple d'évolution de la convergence de l'erreur 'MSE' d'apprentissage, du test et de la validation pour chaque itération pour RNA <sub>1</sub> et RNA <sub>2</sub> .....	101
Figure 4.8: Architecture du modèle RNA <sub>1</sub> . .....	102
Figure 4.9 : Architecture du modèle RNA <sub>2</sub> .....	103
Figure 4.10 : Relation linéaire entre la résistance à la compression expérimentale et celles prédites par RNA <sub>1</sub> pour BAP avec filler de calcaire en différents phases : (a)apprentissage, (b) test, (c) validation et (d) globale.....	105
Figure 4.11 : Relation linéaire entre la résistance à la compression expérimentale et celles prédites par RNA <sub>2</sub> pour BAP avec fumée de silice en différents phase : (a) apprentissage, (b) test, (c) validation et (d) globale.....	106
Figure 4.12: la simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par le modèle RNA <sub>1</sub> .....	107
Figure 4.13: la simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par le modèle RNA <sub>2</sub> .....	107
Figure 4.14: Effet du rapport E/L et du dosage de FC sur la prédiction de la résistance à la compression du BAP à différents âges de (a) 3 jours, (b) 7 jours, (c) 28 jours, (d) 90 jours, (e) 180 jours et (f) 365 jours par le modèle RNA <sub>1</sub> .....	112
Figure 4.15: Effet du rapport E/L et du dosage de SF sur la prédiction de la résistance à la compression du BAP à différents âges de (a) 3 jours, (b) 7 jours, (c) 28 jours, (d) 90 jours, (e) 180 jours et (f) 365 jours par le modèle RNA <sub>2</sub> . .....	112-113
Figure 4.16: Effet du superplastifiant sur la résistance à la compression du BAP à différents âges à une teneur en FC de (a) 0%, (b) 20%, (c) 40% et (d) 50%.....	113-114

Figure 4.17: Effet du superplastifiant sur la résistance à la compression du BAP à différents âges à une teneur en SF de (a) 0%, (b) 10%, (c) 20% et (d) 40%.....	114
Figure 4.18: Effet de la classe de résistance du ciment sur la résistance à la compression du BAP à différents âges avec une teneur en FC de (a) 0%, (b) 10%, (c) 20%, (d) 30%, (e) 40% et (f) 50%.....	115-116
Figure 4.19 : Exemple d'évolution de la convergence de l'erreur 'MSE' d'apprentissage, de test et de validation et pour chaque itération pour RNA <sub>3</sub> , RNA <sub>4</sub> et RNA <sub>5</sub> .....	118
Figure 4.20 : Architectures des modèles RNA <sub>3</sub> , RNA <sub>4</sub> et RNA <sub>5</sub> .....	119
Figure 4.21 : Relation linéaire entre les valeurs expérimentale de l'étalement, de l'entonnoir en V et du rapport L-box et celles prédites par RNA <sub>3</sub> et RNA <sub>4</sub> et RNA <sub>5</sub> pour BAP avec filler de calcaire.....	121
Figure 4.22: Simulation entre les sorties expérimentales de la base de données avec les sorties calculées par le modèle RNA <sub>3</sub> .....	122
Figure 4.23: Simulation entre les sorties expérimentales de la base de données avec les sorties calculées par le modèle RNA <sub>4</sub> .....	122
Figure 4.24: Simulation entre les sorties expérimentales de la base de données avec les sorties calculées par le modèle RNA <sub>5</sub> .....	123
Figure 4.25: Effet du rapport E /L et dosage de FC sur l'étalement (a, b), le temps de l'entonnoir en V(c, d) et le rapport de la boîte L (e, f).....	126
Figure 4.26 Effet du SP sur l'étalement (a), le temps de l'entonnoir en V (b) et le rapport L-box (c) du BAP pour différents dosages de FC.....	127
Figure 4.27 : interface des modèles développées de RNA <sub>1</sub> .....	128
Figure 4.28 : interface des modèles développées de RNA <sub>3</sub> .....	129

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Différents essais pour la caractérisation des BAP.....	30-31
Tableau 1.2 : Relations étalement avec seuil d'écoulement, la viscosité avec le temps écoulé et le seuil de cisaillement.....	49-50
Tableau 2.1 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.....	57
Tableau 2.2 : Exemples de quelques fonctions d'activation.....	58
Tableau 3.1 : Organisation de la base de données du modèle RNA <sub>1</sub> .....	77
Tableau 3.2 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et de sortie du modèle RNA <sub>1</sub> . ....	78
Tableau 3.3 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et de sortie du modèle RNA <sub>2</sub> .....	78
Tableau 3.4 : Organisation de la base de données du modèle RNA <sub>3</sub> .....	82
Tableau 3.5 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et sortie du modèle RNA <sub>3</sub> . ....	83
Tableau 3.6 : Organisation de la base de données du modèle RNA <sub>4</sub> . ....	86
Tableau 3.7 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et de sortie du modèle RNA <sub>4</sub> .....	87
Tableau 3.8 : Organisation de la base de données du modèle RNA <sub>5</sub> . ....	90
Tableau 3.9 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et sortie du modèle RNA <sub>5</sub> .....	91
Tableau 4.1: Différents fonctions d'apprentissage.....	96
Tableau 4.2 : Comparaison entre les algorithmes d'apprentissage.....	100
Tableau 4.3 : Paramètres choisis pour les modèles RNA <sub>1</sub> et modèle RNA <sub>2</sub> .....	103
Tableau 4.4 : Les différentes valeurs des paramètres statistiques (MSE, RMSE et MAPE) du modèle établies. ....	104
Tableau 4.5 : Comparaison des résultats prédits par les modèles RNA <sub>1</sub> et modèles RNA <sub>2</sub> et les résultats d'autres chercheurs.....	109
Tableau 4.6 : Comparaison entre les algorithmes d'apprentissage pour RNA <sub>3</sub> , RNA <sub>4</sub> et RNA <sub>5</sub> .....	117
Tableau 4.7 : Paramètres choisis pour les modèles RNA <sub>1</sub> et modèle RNA <sub>2</sub> .....	120
Tableau 4.8 : Les différentes valeurs des paramètres statistiques (MSE, RMSE et MAPE) des modèles établies. ....	120
Tableau 4.9 : Comparaison entre des résultats prédits par le modèle RNA <sub>3</sub> , modèle RNA <sub>4</sub> et Modèle RNA <sub>5</sub> avec des résultats d'autres chercheurs.....	124

## LISTE DES ABREVIATIONS

BAP : bétons autoplaçants;

RNA : Réseaux de neurones artificiels;

SP : superplastifiant;

E/L: rapport eau sur liant;

E/C: rapport eau sur ciment;

LCPC : Laboratoire Central des Ponts et Chaussées;

LMDC: Laboratoire Matériaux et Durabilité des Constructions;

$T_{500}$  : Temps d'écoulement pour que le diamètre d'étalement atteigne une valeur de 500 mm (sec);

H2/H1 : Rapport de L-Box;

OPC : Ordinary Portland cement;

FC : fillers calcaires;

SF : fumée silice;

$\text{CaCO}_3$  : carbonate de calcium;

$(\text{C,Mg})_2 \text{CO}_3$  : dolomie;

$\text{CO}_2$  : Dioxyde de carbone;

$\text{SiO}_2$  : quartz;

BHP : Béton hautes performances;

CBI : Institut Suédois de ciment et de béton;

AFGC : Association Française de Génie Civil

CTG : Centre Technique Groupe;

$f_c$  : résistance du béton à l'échéance considérée;

$f_{mc}$ : résistance normale du ciment à la même échéance;

$V_c$  volumes de ciment;

$V_e$  volumes d'eau;

$V_a$ : volumes d'air occlus dans la pâte;

$R_c$  est la résistance mécanique du béton;

C dosage massique en ciment;

E dosage massique en eau;

$f_{c28}$  étant à 28 jours du ciment;

$k_g$  coefficient dépendant des granulats;

EMP : distance maximale entre deux grosgrains est appelée EMP (épaisseur maximale de pâte);

$D_{max}$  : diamètre maximal du granulat;

$g$  : Accélération de la pesanteur;

$\tau_0$  : Seuil de cisaillement;

IA : Intelligence artificielle;

TDNN : Time delay neural network- réseau de neurones à retardement-;

$w_i$  : poids synaptique;

LM : algorithme de Levenberg-Marquart;

MSE: l'erreur quadratique moyenne;

RMSE : racine carrée de l'erreur quadratique moyenne;

MAE : valeur moyenne des erreurs;

$R^2$  : coefficient de détermination;

SAICBA : Système Automatisé Intégré de Connaissance pour les Bétons avec Ajouts;

BDBA : Base de Données informatisée sur les Bétons aux Ajouts;

ACP : Approche en Composantes Principales;

logsig : fonction Logistique Sigmoidale;

tansig : fonction Tangente Hyperbolique sigmoïde;

purelin : fonction linéaire;

$O_{exp}$  : sortie de l'expérience

$O_{RNA}$  : sortie obtenue par les modèles

# INTRODUCTION GENERALE

## INTRODUCTION GENERALE

Beaucoup de structures en béton armé actuelles se caractérisent par la complexité de leur architecture (formes variables et courbures multiples), ainsi que par leur forte concentration en armatures, ce qui rend souvent difficile l'utilisation des bétons de plasticité conventionnelle. Afin d'adapter un béton à ces structures, plusieurs recherches ont été menées au cours des dernières années dans le but non seulement de développer un béton de qualité, mais aussi d'assurer une mise en place correcte, qui seraient mieux adaptés aux nouvelles structures. Ces bétons sont connus sous nom de Béton Autoplaçants (BAP).

Les BAP sont des bétons très maniables, homogènes et stables qui se mettent en place sous le seul effet de la gravité. Leur serrage ne nécessite pas de vibration interne ou externe même en présence d'un réseau d'armatures dense. Grâce à ces nombreux avantages, les BAP sont aujourd'hui considérés comme étant l'une des innovations les plus marquantes des deux dernières décennies dans le domaine du béton. L'idée de ces bétons a été lancée vers le milieu des années 80 par des chercheurs de l'université de Tokyo, puis a été reprise rapidement par les grands groupes industriels japonais (Taisei, Kajima, Obayashi, etc) pour des projets d'envergure.

Ainsi, la recherche, le développement et l'utilisation du BAP ont pris de l'ampleur en Europe et en Amérique du Nord, une dizaine d'années après son premier développement, et semblent être amenés à remplacer, à terme, les bétons ordinaires dans de nombreuses applications du génie civil. En effet, ce nouveau type de béton révolutionnaire tant par ses caractéristiques à l'état frais qu'à l'état durci offre un bon nombre d'avantages techniques, et socio-économiques liés à son utilisation.

En Algérie, les BAP présentent un intérêt certains puisque les impératifs d'une meilleure qualité des ouvrages, la complexité des coffrages commencent à se sentir de plus en plus ces dernières années, ainsi que la densité du ferrailage imposé par le règlement parasismique, notamment dans les zones à forte sismicité.

C'est dans cette optique, que s'inscrit notre sujet de recherche qui s'articule autour de la formulation et la prévision des propriétés des bétons autoplaçants (BAP) avec addition minérale à l'aide d'une méthode d'intelligence artificielle.

La formulation des BAP est relativement coûteuse par rapport à un béton ordinaire à cause d'une forte demande en ciment et en adjuvants chimiques. Ainsi, l'emploi d'une grande quantité de ciment dans la fabrication du béton pose principaux problèmes : l'utilisation d'une grande quantité de matières premières riche en chaux, la grande consommation de l'énergie et la production de quantités importantes d'anhydride carbonique ( $\text{CO}_2$ ), qui contribuent à l'échauffement climatique par effet de serre.

L'utilisation des ajouts cimentaires dans la formulation du béton représente une solution économique et environnementale intéressante. En autre terme, l'emploi généralisé de ces ajouts, dans le monde, contribue aussi à réduire la production du ciment qui nécessite une température élevée, participant à la réduction de la quantité de combustible utilisée pour l'industrie du ciment, ainsi qu'à celle de l'émission du  $\text{CO}_2$  de l'industrie cimentière dans la nature. Il est important aussi de formuler des "éco-bétons" en se basant principalement sur des matériaux locaux et disponibles (naturels, artificiels ou issus des déchets industriels) tels que : le laitier des hauts fourneaux, la pouzzolane naturelle, la fumée de silice et le calcaire.

L'industrie des matériaux de construction issus des carrières est toujours accompagnée par des produits secondaires (fillers calcaires) ou des déchets qui ont une incidence directe sur l'environnement. En Algérie, plus de mille unités produisent annuellement 68 millions de tonnes de granulats, de nature calcaire. Malheureusement les fillers calcaires, qui résultent du processus de concassage et de broyage des roches calcaires, sont considérés comme des résidus inutilisables et donc inexploitable.

Parallèlement à cette situation, l'utilisation des fillers de calcaire et fumées de silice dans la confection des bétons s'avère une solution adéquate à cette problématique. Dans ce contexte, la valorisation des matériaux locaux représente l'un des objectifs de ce travail de recherche.

La formulation d'un béton implique le choix des proportions constitutives qui auront comme conséquence certaines propriétés désirées. La plupart des méthodes de formulation des bétons identifient l'ouvrabilité à l'état frais et la résistance à la compression à l'état durci en tant que propriétés principales d'un béton.

Des méthodes conventionnelles pour prévoir la résistance à la compression du béton sont fondamentalement basées sur l'analyse statistique par laquelle beaucoup d'équations



linéaires et non-linéaires de régression ont été construites pour modéliser un tel problème de prévision. Cependant, la majorité de ces méthodes ne repose pas sur un corpus scientifique à la fois solide et explicite. Récemment, plusieurs chercheurs ont appliqué la technique des réseaux de neurones artificiels (RNAs) pour la construction de leurs modèles.

Actuellement, les RNAs sont utilisés dans plusieurs domaines de génie civil tels que des la prédiction des mouvements sismiques, les propriétés des bétons, etc. Les RNAs font partie des modèles statistiques non paramétriques et non linéaires aptes à répondre aux problématiques d'aide à la décision, de diagnostic, de prédiction, etc. L'idée est de présenter aux RNAs des données d'entrée et de sortie, et de lui faire apprendre la relation entre les deux par un processus appelé apprentissage. Ce dernier consiste à minimiser l'erreur par ajustement des paramètres du modèle. Le réseau construit donc progressivement une représentation implicite de la relation entrée/sortie.

L'objectif principal de cette recherche est donc d'établir un outil d'informatique aux ingénieurs pour prédire des propriétés des bétons auto-plaçant (BAP) utilisant la technique les RNAs.

Après une introduction générale, cette thèse sera divisée en quatre chapitres, dont le premier comporte une synthèse bibliographique sur les notions fondamentales relatives au BAP, notamment, l'ouvrabilité, la rhéologie et les formulations des BAP à l'état frais, mais également leurs propriétés mécaniques et physiques à l'état durci. L'effet des fillers de calcaire et fumée de silice sur les différentes propriétés du BAP dans la littérature a été discuté.

Le deuxième chapitre porte sur les principes fondamentaux des RNAs, leurs fonctions, leurs organisations générales, leurs composants de base, leurs structures et leurs caractéristiques. De plus, il fournit un examen de la littérature d'un grand nombre d'applications des réseaux de neurones dans les problèmes de génie civil.

Les procédures de collecte des données expérimentales pour l'apprentissage des modèles de réseaux de neurones à développer, l'organisation et la normalisation de ces données ont été présentées dans le troisième chapitre.

Le quatrième chapitre est consacré à l'élaboration des modèles de prévision des propriétés du BAP contenant des fillers de calcaire et fumée de silice. La méthodologie de

conception et l'application du modèle de rétro-propagation des réseaux de neurones pour la prévision des propriétés à l'état frais et à l'état durci du BAP sont d'écrites dans ce chapitre. Finalement, les principales conclusions dégagées de cette étude, les perspectives et les recommandations pour de futurs travaux sont données à la fin de cette thèse.

## CHAPITRE 01

### ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE

### BETONS AUTOPLAÇANTS A BASE DE FILLER CALCAIRE ET FUMEE DE SILICE

## CHAPITRE 01 ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE.

### BETONS AUTOPLAÇANTS A BASE DE FILLER CALCAIRE ET FUMEE DE SILICE

#### 1.1 Introduction

Le béton autoplaçant (BAP) se caractérise par une mise en place ne nécessitant aucune vibration, une grande déformabilité et une capacité de remplir des sections densément ferraillées avec des formes complexes. L'emploi de ce type de béton ne cesse de s'accroître et de s'élargir dans le domaine de la construction des ouvrages d'art, de la préfabrication et de la réparation des infrastructures. En effet, le prix de fabrication d'un BAP est relativement coûteux comparable au celle d'un béton ordinaire, dû à l'utilisation élevée des dosages du ciment et à l'emploi du superplastifiant pour assurer la fluidité, l'homogénéité et la stabilité.

Pour concilier entre ces propriétés et un coût compétitif de production d'un BAP représente un vrai défi. Ainsi, l'utilisation les additions cimentaires semble être l'une des solutions envisageables pour l'avenir des BAP. L'un des matériaux les plus utilisés comme addition remplaçant une partie du ciment dans les bétons est le filler de calcaire et la fumée de silice qui permettent de diminuer le coût du BAP, de limiter l'utilisation des ressources naturelles et d'atténuer la production de gaz à effet de serre.

Dans ce chapitre, sont exposés les différents critères qui caractérisent les BAP, à l'état frais, ainsi que l'influence du fillers de calcaire et des fumées de silice sur les propriétés des BAP à l'état frais et durci.

#### 1.2 Qu'est ce qu'un béton Auto-plaçant ?

L'idée du concept d'un béton très fluide a été introduite pour la première fois au Japon vers 1980, afin d'améliorer la rentabilité de la construction, d'assurer constamment une mise en place correcte avec un béton de qualité et de diminuer les nuisances sonores [1]. Cette idée a été concrétisée, grâce aux travaux d'Ozawa et ses coéquipiers de l'université de Tokyo, par le premier prototype du BAP qui a été complété en 1988 [2]. À partir de cette date, l'utilisation du BAP a connu un essor important tant au Japon que dans d'autres pays dans le monde.

Par définition, les bétons autoplaçants sont des bétons très fluides de sorte qu'ils s'écoulent et se mettent en place sous l'effet de la gravité, sans besoin de compactage ou de vibration, et donnent des bétons homogènes et résistants à la ségrégation et au ressuage même après durcissement. Ce type de béton est spécialement destiné à la réalisation des structures fortement ferraillées, de formes complexes ou comportant plusieurs ouvertures.

Depuis leur apparition, les BAP constituent une nouvelle avance pour la construction en béton, et leur utilisation présente de nombreux avantages à la pratique de la construction civile, bâtiment et travaux publics. Globalement, ils permettent d'améliorer les conditions de travail et la qualité des produits finis, de réduire le temps de travail et de faciliter la possibilité de coulage dans des zones fortement ferraillées, d'architecture complexe et difficilement accessible.

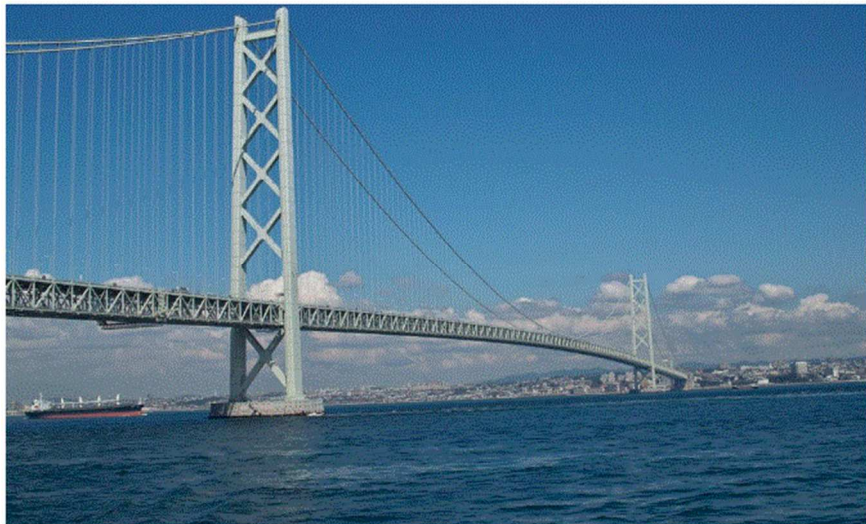
Les BAP améliorent également l'environnement du travail en réduisant les nuisances sonores et en éliminant les problèmes de santé liés à l'utilisation du matériel de vibration, tels que la maladie des « mains blanches » et la surdité [3]. Le BAP est donc appelé « la révolution tranquille dans la construction en béton » [4].

Le champ d'utilisation des BAP offre un grand nombre de possibilités très intéressantes dans de nombreux domaines : constructions, renforcement et réparation d'ouvrage d'art, construction d'éléments préfabriqués à haute résistance, moulage et mise au point du béton pour toute utilisation. Par conséquent, l'industrie de la préfabrication des produits en béton est devenue la plus grande utilisatrice des BAP en Europe [5]. Des exemples d'utilisation du BAP sont donnés par la figure 1.1.

Contrairement au béton ordinaire, les BAP exigent une quantité importante d'éléments fins (ciment et fine minérale) et d'adjuvants (en particulier les superplastifiants), ayant pour conséquence directe, un coût du matériau plus élevé [4]. Cependant, dans de très grandes structures, l'augmentation du coût des matériaux, due à l'utilisation des BAP, a été compensée par des économies dans les coûts de main d'œuvre et les délais d'exécution de l'ouvrage [6].



(a) Pavillon-Pont de Saragosse.



(b) Pont suspendu Akashi-Kaikyo à Kobe au Japon.

Figure 1.1: Exemple de l'emploi des BAP: (a) Pavillon-Pont de Saragosse et (b) Pont suspendu Akashi-Kaikyo à Kobe au Japon [7].

Malgré les avantages précités, le champ d'emploi de BAP, dans certaines applications, peut conduire à des problèmes techniques et économiques. A titre d'exemple, les surfaces supérieures légèrement inclinées nécessitent des dispositions spécifiques pour leur bétonnage ce qui favorise l'utilisation du béton classique. En outre, la superfluidité des BAP induit une pression latérale sur les coffrages. Ceux-ci doivent donc être calculés en conséquence [8].

### 1.3 Particularité de la composition d'un BAP

Les BAP présentent des particularités de composition comparativement aux bétons ordinaires, parmi ces particularités un volume élevé de fines et un volume de pâte élevé qui sont d'ailleurs responsables de leurs comportements rhéologiques (Figure 1.2).

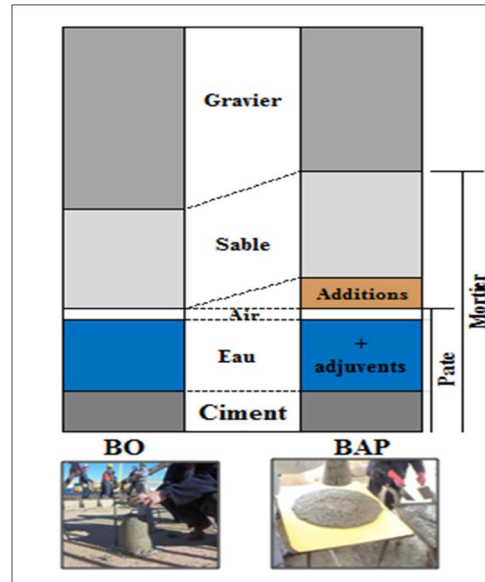


Figure 1.2 : Constituants des bétons Autoplaçants et des bétons ordinaires [9].

#### 1.3.1 L'emploi de superplastifiants

La fluidité des BAP est obtenue en ajoutant des superplastifiants. Les superplastifiants permettent en effet de défloculer les grains de ciment. Ils agissent par répulsion électrostatique en neutralisant les charges électriques présentes à la surface des grains et/ou par répulsion stérique en écartant les grains les uns des autres, grâce à des chaînes moléculaires très longues. L'eau initialement piégée entre les floccs est de nouveau disponible pour l'hydratation ou pour fluidifier le mélange [10] (Figure 1.3).

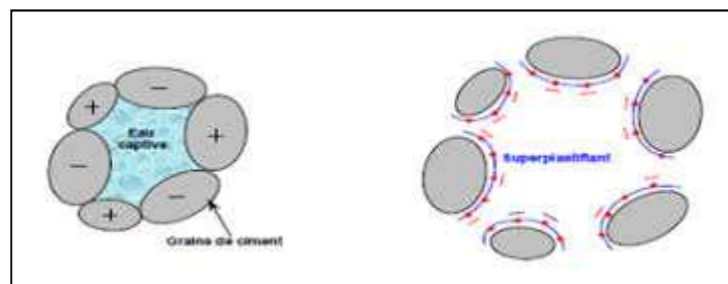


Figure 1.3 : Dispersion des grains de ciment par l'ajout du superplastifiant [11].

Il devient donc possible de fabriquer des bétons très fluides, même avec moins d'eau qu'il n'en faut pour hydrater le ciment, donc de fabriquer des bétons à faible rapport E/C, faciles à mettre en place [10].

### 1.3.2 L'utilisation d'agent de cohésion

L'effet des superplastifiants est double, augmente l'ouvrabilité du BAP et réduit sa viscosité, afin de minimiser ce dernier point, les BAP contiennent souvent un agent de viscosité [12]. La plupart des agents colloïdaux sont composés d'éther de cellulose ou de polymères de type acrylique qui sont solubles dans l'eau. Ces produits améliorent non seulement la viscosité, la stabilité et la cohésion du mélange des BAP, mais empêchent aussi le ressuage et limitent les risques de ségrégation en rendant la pâte plus épaisse et en maintenant une répartition homogène des différents constituants granulaires [12]. Les agents de viscosité ont aussi la réputation de rendre les BAP moins sensibles aux variations de teneur en eau des granulats, mais génèrent un surcoût et engendrent une action opposée à celle des superplastifiants [13], ce qui requiert la sélection d'un couple d'agent de viscosité superplastifiant compatible.

### 1.3.3 Un grand volume de pâte

Les frottements entre granulats sont source de limitations vis-à-vis de l'étalement et de la capacité au remplissage des bétons. Le rôle de la pâte est de couvrir la surface des granulats afin de diminuer les frictions entre les particules et de favoriser la dispersion des granulats [12].

### 1.3.4 Un faible volume de gravillon

Les risques de blocage pour un confinement donné augmentent avec l'augmentation des teneurs en gros granulats. Les BAP peuvent être formulés avec des granulats roulés ou concassés. Cependant, en général, on admet un rapport massique gravillon / sable (G/S) de l'ordre de 1, qui peut être augmenté dans le cas des ouvrages peu ferrailés, ou bien, diminué dans le cas contraire [14]. Dans la majorité des cas, le diamètre maximal  $D_{max}$  des gravillons dans les BAP est compris entre 10 et 20 mm.

### 1.3.5 Une quantité de fines importante

Pour assurer une maniabilité suffisante, un ressuage négligeable, une faible ségrégation et



un meilleur arrangement granulaire, il faut introduire dans la formulation des BAP de fortes teneurs en fines minérales : fumées de silice, laitier, cendres volantes, fillers calcaires. Le choix d'une addition minérale et de sa teneur dépend des exigences de résistance à la compression, des critères de durabilité, des paramètres d'ouvrabilité et des conditions d'exposition du BAP. Dans cette étude, le filler calcaire et la fumée de silice sont deux additions choisis grâce à plusieurs raisons, qui sont présentées par la suite.

#### 1.4 Propriétés clés du béton autoplaçant

En général, les bétons autoplaçants sont caractérisés à l'état frais par trois propriétés essentielles, la fluidité, la stabilité et l'homogénéité et leurs formulations sont actuellement conçues de manière empirique (Figure 1.4). Ces propriétés peuvent se diviser en trois catégories mesurables à l'aide de tests empiriques :

- une bonne fluidité qui se traduit par une capacité de mise en place sans apport de vibration, cette propriété est souvent appelée déformabilité libre.
- une capacité de passage, ou bien déformabilité restreinte, qui se traduit par un écoulement de béton sans blocage, ni formation de voutes au voisinage des armatures.
- une stabilité ou résistance à la ségrégation qui se traduit par la capacité d'un BAP à maintenir ses particules en suspension, sans risque de tassement différentiel des particules, ni ressuage.

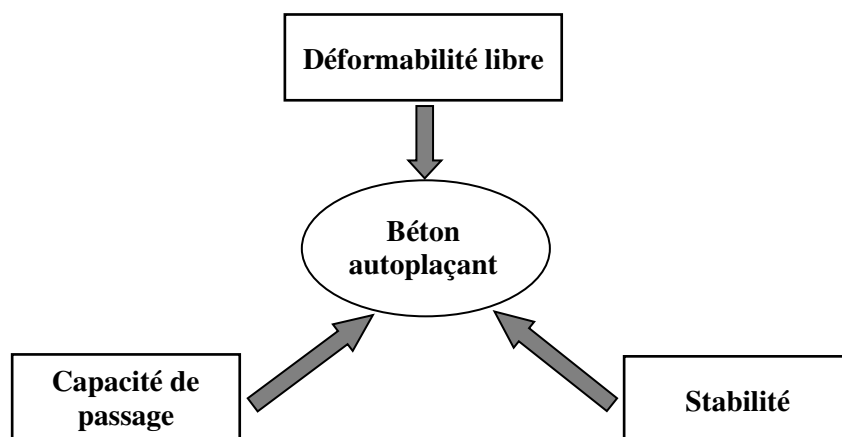


Figure 1.4 : Propriétés clés du béton autoplaçant à l'état frais.

#### 1.4.1 Déformabilité libre (capacité de remplissage)

Le remplissage du béton, ou déformabilité libre, est défini comme l'aptitude du béton à rester homogène et remplir entièrement tous les coins du coffrage sans aucune vibration [14]. La capacité de remplissage est un indice d'ouvrabilité qui nous renseigne sur la déformabilité, la cohésion et la résistance à la ségrégation d'un béton durant son écoulement. Cette propriété est contrôlée par les frottements entre les particules solides du béton (poudre, gravillon, sable). Les frottements entre les grains de la poudre nécessitent l'emploi d'un superplastifiant (SP) pour leur dispersion, et non pas l'augmentation de la teneur en eau; la forme des coffrages et l'espacement des armatures sont aussi des paramètres qui affectent cette propriété [15].

#### 1.4.2 Déformabilité restreinte (capacité de passage)

La capacité de passage, ou risque de blocage, est caractérisée par la capacité du béton à traverser les sections exigües ou fortement ferraiillées sans blocage. Cette propriété dépend étroitement de la stabilité du mélange, volume, taille et forme des gravillons, ainsi que de l'espacement entre les barres d'armatures. Un BAP ayant une excellente déformabilité alliée à une mauvaise stabilité aura forcément une séparation entre la pâte et les granulats, ce qui favorise le blocage de l'écoulement au voisinage des armatures et réduit en conséquence sa capacité de passage [16]. Pour éviter ce problème, le BAP doit avoir une grande résistance à la ségrégation, ce qui peut être obtenu en augmentant le volume des fines, réduisant le rapport E/L et/ou en utilisant un agent de viscosité [17]. Le blocage se produit lorsque le contact et la collision entre les particules des gravillons auront lieu auprès des armatures. Ce risque augmente au fur et à mesure que le volume et la taille des gravillons augmentent. Le mécanisme de blocage peut être expliqué par le modèle bidimensionnel qui est illustré sur la figure 1.5 [18].

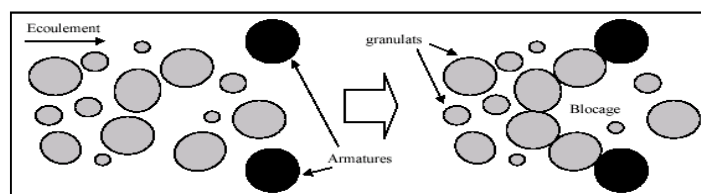


Figure 1.5 : Mécanisme de blocage.

Pour être capable de s'écouler à travers les armatures, les particules de gravillon doivent changer leur trajet d'écoulement quand elles se rapprochent de l'ouverture qui représente

l'écartement entre deux barres d'armatures avoisinantes (Figure 1.5). La collision entre les particules de gravillon conduit à la formation d'une voûte de gravillons ce qui interrompt l'écoulement du reste de béton [18]. Les différents types de tests visant à évaluer la déformabilité (libre ou restreinte) d'un BAP sont :

- le diamètre d'étalement,
- la vitesse d'écoulement (le temps requis, lors de l'essai d'affaissement, pour que le béton ait une valeur de 500 mm de diamètre moyen d'étalement).
- L – flow test, essai à l'aide du coffrage en forme de "L".
- L- Box-test, l'essai par lequel on mesure la différence de hauteur du béton compartiments.
- essai de la table de fluidité.

### 1.4.3 Stabilité

Cette propriété est définie comme la capacité du béton à rester homogène et cohésif une fois coulé et est aussi importante que celle durant la mise en place. La résistance à la ségrégation du BAP est principalement liée à sa viscosité. En fait, lorsque la viscosité est faible, le ressuage se produit facilement. Peu de ressuage est acceptable, mais un ressuage excessif réduit significativement la stabilité du béton frais, ainsi que la résistance et la durabilité du béton durci. Si la viscosité est élevée, la mise en place du béton devient difficile et les granulats se séparent de la pâte conduisant à un blocage de l'écoulement du béton auprès du ferrailage. Il est donc nécessaire de chercher une viscosité appropriée permettant d'assurer une grande résistance à la ségrégation. Cela peut être obtenu en réduisant la quantité d'eau libre (rapport E/L), le volume et la taille maximale des gravillons et en augmentant la quantité des fines [17, 18].

#### 1.4.3.1 Résistance à la ségrégation

La ségrégation d'un mélange est expliquée par l'absence d'homogénéité dans la distribution des composants, ce qui provoque généralement une séparation des phases solide et liquide ou bien une séparation des phases solides en fonction de leurs dimensions [19]. La ségrégation peut donc se manifester dans un béton sous plusieurs formes, une séparation entre la pâte et les granulats ou entre le gravier et le mortier. Cette ségrégation résulte d'un blocage du mélange en zones confinées et d'une mauvaise répartition de l'air occlus. Pour éviter ce phénomène, il faut réduire la quantité d'eau libre (rapport E/C), le

volume et la taille maximale des gravillons, en augmentant la quantité des fines et l'utilisant des agents de viscosité [17,18]. Cette propriété peut être évaluée à travers une série d'essais qui sont présentés en deux groupes [20] :

- Des essais caractérisent le béton en état frais : essai de stabilité au tamis, essai de Sidky, Legrand et Barrioulet, essai japonais du cylindre ou essai japonais de la palette métallique.
- Des essais caractérisent le béton en état durci : essai des ultrasons, essai du comptage des granulats et essai des rayons gamma.

#### 1.4.3.2 Ressuage

Le ressuage est un type spécial de ségrégation où les particules solides ont un mouvement général inverse à celui du liquide. En fait, pendant la période dormante du béton, les particules solides qui sont plus denses que l'eau sédimentent. L'eau est ainsi chassée vers le haut dans le cas de coffrages imperméables.

Au niveau visuel, le ressuage s'observe par une mince pellicule d'eau à la surface du béton. Selon les conditions météorologiques, on assiste à une compétition entre le débit d'eau ressuée et le débit d'eau évaporée [21]. Si ce dernier est plus faible, le phénomène de ressuage est visible, sinon, la surface du béton au lieu d'être brillante, devient mate. La quantité d'eau ressuée sera de toute façon égale à la quantité d'eau stagnante ajoutée à celle déjà évaporée.

La capacité de ressuage peut être mesurée à travers l'essai à l'aéromètre modifié et développé par le LCPC, le volume d'eau libérée par l'échantillon de béton remonte au-dessus du perchloroéthylène (dont la densité est supérieure à celle de l'eau : 1,59) dans une colonne graduée où il est facile de l'estimer [22]. Ce test semble cependant peu pratique à utiliser étant donné la nocivité du produit employé.

### 1.5 Essais et techniques de caractérisation des BAP à l'état frais

Pour évaluer la fluidité et la stabilité des BAP, plusieurs essais permettent d'effectuer le contrôle de ces propriétés. Dans cette section, sont présentées les grandes familles d'essais de caractérisation des BAP à l'état frais : la mobilité en milieu non confiné, la mobilité en milieu confiné et la stabilité. Le tableau 1.1 résume les différentes techniques de caractérisation des BAP les plus répertoriées dans la littérature.

Tableau 1.1 : Différents essais pour la caractérisation des BAP

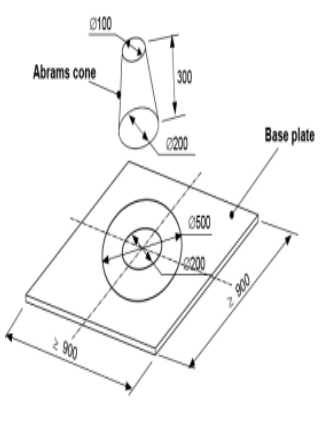

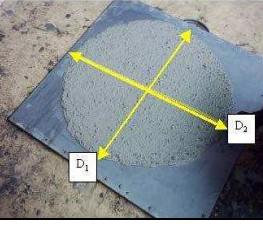
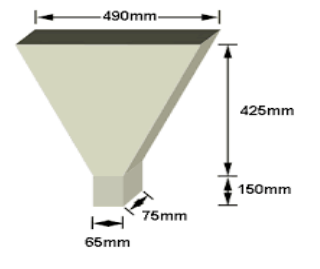

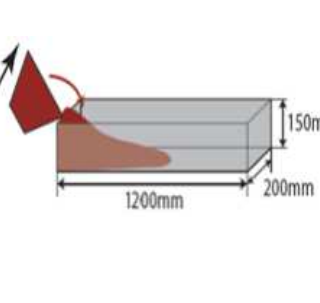
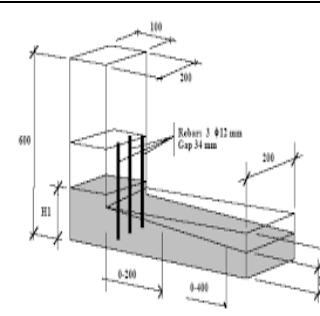

	Essais	Valeur recommandée	Appareil	Photos
Mobilité en milieu non confiné	Étalement au cône d'Abrams (Slump flow) [23]	$550 \leq SF_1 \leq 650 \text{ mm}$ $660 \leq SF_2 \leq 750 \text{ mm}$ $760 \leq SF_3 \leq 850 \text{ mm}$		
	Temps d'étalement (T <sub>500</sub> ) [23]	$2 \leq T_{500} \leq 5$		
	Ecoulement à l'entonnoir (V-Funnel) [24]	$8 \leq t_v \leq 12$		
	Essai à la boîte LCPC (LCPC Box) [25]			
Mobilité en milieu non confiné	Essai à la boîte en L (L-Box) [26]	$H_2/H_1 \geq 0.8$		

Tableau 1.1 : Différents essais pour la caractérisation des BAP (suite)

	Essais	Valeur recommandée	Appareil	photos
Mobilité en milieu non confiné	Essai de facilité de remplissage -essai à la boîte en U (U-Box)- [27]	<i>Hauteur de remplissage <math>\geq 30\text{cm}</math></i>		
	Etallement à l'anneau (J-ring) [28]	$PJ_1 \leq 100\text{ mm}$ à 12 barres $PJ_2 \leq 100\text{ mm}$ à 16 barres		
Stabilité	Essai de stabilité au tamis [29]	$P_{LAIANCE} < 15\%$		
	Essai japonaise du cylindre [30]	$G_{\text{inf}} - G_{\text{sup}} \leq 5\%$		

- Autres essais de caractérisation des BAP à l'état frais

D'autres essais peuvent être effectués sur les BAP à l'état frais, comme l'essai de la passoire, qui permet d'étudier l'écoulement du béton pendant qu'il traverse une grille d'armatures espacées de 5 cm. Il sert à repérer les phénomènes de blocage pour vérifier la capacité de passage du béton. L'essai de tassement, nous permet de mesurer le volume d'eau de ressuage externe apparu à la surface supérieure du béton. L'essai à la bille

consiste à mesurer le temps d'enfoncement d'une bille pesante dans un échantillon de béton, et l'essai à la colonne LMDC permet de comparer les analyses granulométriques des granulats en fonction de la hauteur d'une colonne de béton [31].

### 1.6 Les additions minérales et leurs influences sur les propriétés des BAP

L'utilisation des additions minérales est intéressante sur le plan rhéologique car elles sont d'une part moins réactives à court terme que le ciment, ce qui permet d'avoir un temps prolongé d'ouvrabilité et, d'autre part, la combinaison de plusieurs matériaux cimentaires ayant des granulométries différentes permet aussi d'améliorer la granulométrie totale des particules fines ainsi que celle du mélange de béton. Par ailleurs, le grand volume d'additions minérales utilisées dans les bétons autoplaçants, pour remplacer une partie du ciment, contribue à la réduction de la chaleur d'hydratation et du retrait du béton. En général, une matière pouzzolanique, tel que la cendre volante, améliore la déformabilité du béton (particules sphériques et lisses), le laitier est supposé d'améliorer la résistance et la maniabilité (particules vitreuses), la fumée de silice augmente la résistance à la séparation des constituants du béton et réduit significativement les phénomènes de ressuage et de ségrégation [32].

Ainsi, L'utilisation généralisée des additions minérales, dans le monde, contribue aussi à réduire la production du ciment qui nécessite une température élevée, participant à la réduction la quantité de combustible utilisée pour l'industrie du ciment, ainsi à celle l'émission du CO<sub>2</sub> de l'industrie cimentière dans la nature [33].

En Algérie, plus de mille unités produisent annuellement 68 millions de tonnes de granulats, de nature calcaire. Malheureusement, les fillers calcaires, qui résultent aussi du processus de concassage et de broyage des roches calcaires, sont considérés comme des résidus inutilisables et donc inexploitable (Figure 1.6) [34]. Un exemple d'une station de concassage est donné par la figure 1.7.

L'utilisation le filler de calcaire dans la formulation des BAP, représente une voie de valorisation économique et écologique intéressante grâce à sa grande disponibilité et son faible de coût.

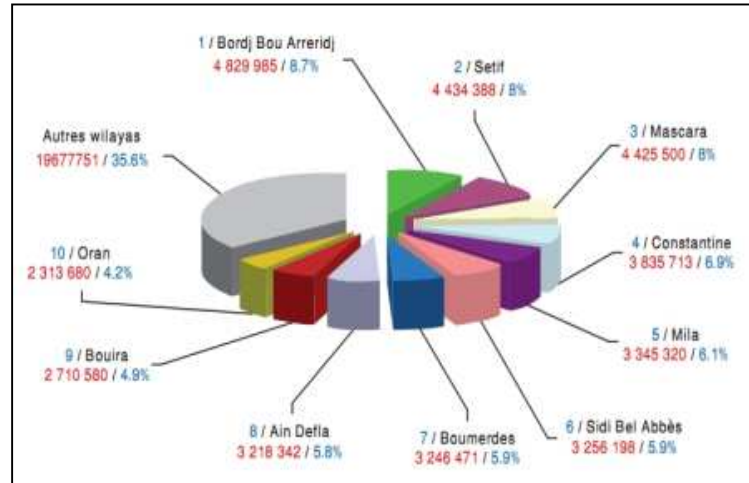


Figure 1.6 : Production des agrégats (m<sup>3</sup>) année 2009 (les 10 wilayas les plus productrices) [34].



Figure 1.7 : Station de concassage de l'unité El Ghedir –Skikda- 2013 [35].

Pour des raisons techniques, l'emploi la fumée de silice dans l'industrie du BAP est pratique courante et aussi il constitue un produit hautement pouzzolanique, fréquemment utilisé pour la fabrication des bétons à caractéristiques mécaniques élevées.

Vu précédemment, Les fillers de calcaire et les fumées de silice ont été choisis dans cette étude comme des ajouts dans la formulation de BAP.

### 1.6.1 Les fillers calcaires

Les fillers calcaires (FC) sont des produits secs, finement divisés, issus de la taille, du sciage ou du travail de la roche naturelle calcaire dans l'industrie de la chaux, des granulats



et des pierres ornementales. Ils présentent une teneur massique en carbonate de calcium  $\text{CaCO}_3$  supérieure à 90 %, très finement à une finesse à peu près identique à celle du ciment. Ils sont constitués principalement constituées de cristaux rhomboédriques de calcite ( $\text{CaCO}_3$ ), de dolomie ( $(\text{Ca,Mg})_2 \text{CO}_3$ ) et de quartz ( $\text{SiO}_2$ ) [36].

Les fillers de calcaire sont définis comme des matériaux inertes, ayant des actions principalement physiques et qui réagissent pas ou peu chimiquement avec les composants du ciment ou l'eau de gâchage comme illustre à la figure 1.8. Ils peuvent être des matériaux naturels ou provenant de procédés industriels traitant des minéraux inorganiques.

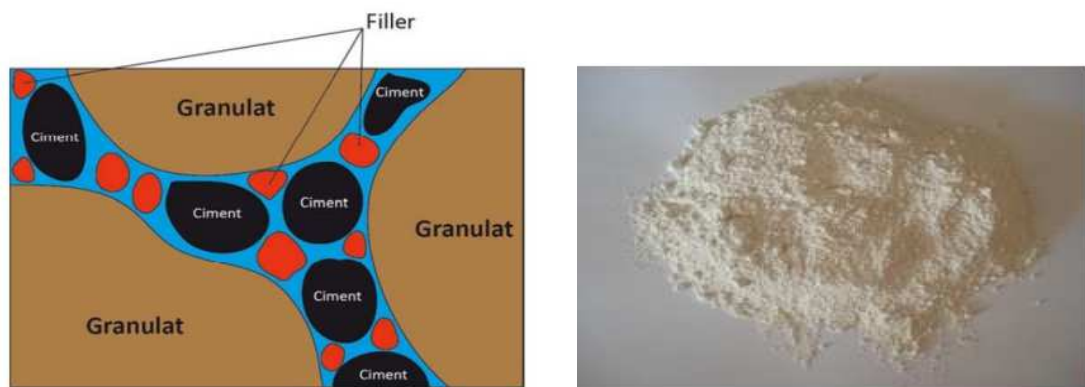


Figure 1.8 : Illustration de l'effet filler [37].

Plusieurs études ont conclu que les fillers calcaire ont une action bénéfique sur la maniabilité des liants hydrauliques, ainsi que sur les propriétés mécaniques des bétons. En 1960, le Code Espagnol permit l'introduction de plus de 10 % de filler pour des classes faibles de ciment. Puis en 1975, le code fut révisé pour permettre d'incorporer jusqu'à 35% de calcaire. En 1979, une nouvelle Norme Française a permis d'utiliser jusqu'à 35% de laitier, des cendres volantes, de calcaire et de pouzzolane naturelle pour un ciment composé nommé CPJ. En plus, l'introduction de quatre classes de ciments a encouragé l'utilisation du ciment au calcaire pour contrôler les classes inférieures tout en assurant une rhéologie satisfaisante. Dès les années 90, plusieurs pays européens révisaient leurs normes et permettaient l'introduction du calcaire en cimenterie comme le BS 7583 en 1992. En 2000, la Norme Européenne EN 197-1 définit quatre types de ciment au calcaire parmi 27 ciments normalisés, ce qui favorise la production de ce type de ciment qui s'élève à 40 millions de tonnes représentant 24 % de la production européenne [38].

### 1.6.2 Fumée de silice

Les fumées de silice sont des sous-produits obtenues pendant la fabrication des siliciums et des alliages de ferrosilicium. Ces produits sont extraites en surface du four de réduction par des ventilateurs principaux et résulte de la condensation du gaz  $\text{SiO}$ , intermédiaire réactionnel du procédé de carboréduction à une température d'environ  $2\,000\text{ °C}$ . Elle est ensuite récupérée et filtrée dans un filtre à manches, avant d'être densifiée pour en faciliter la manipulation comme montre à la figure 1.9 [39].

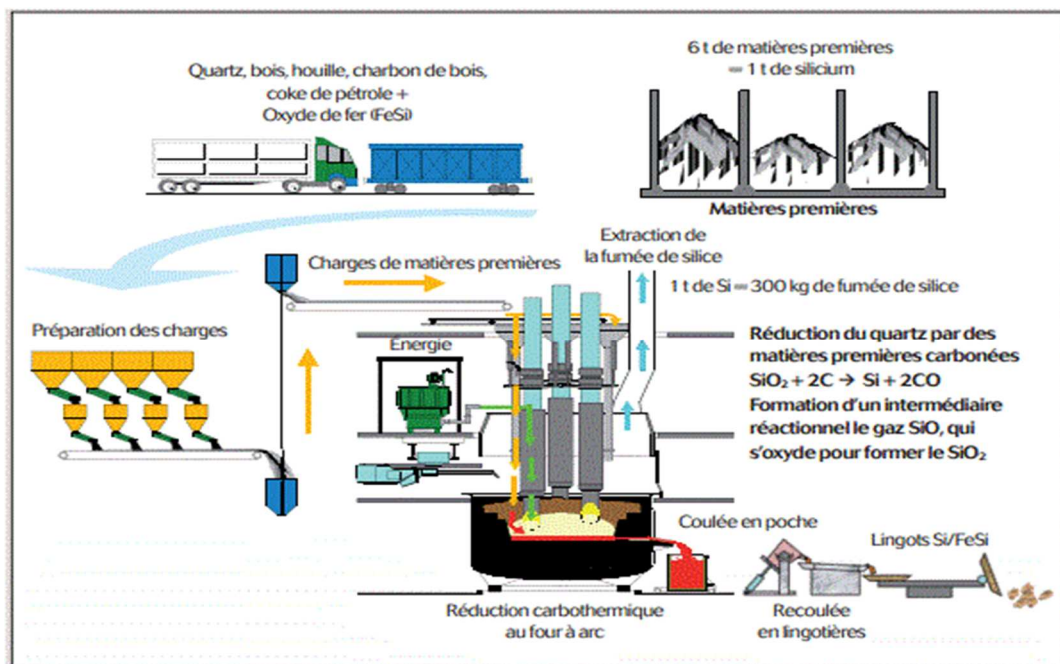


Figure 1.9 : extraction de la fumée de silice [40].

La fumée de silice se présente sous forme de fines particules sphériques d'un diamètre moyen d'environ  $0,1\ \mu\text{m}$ . Elle est 100 fois plus fines que les particules de ciment. Grâce à sa très grande finesse, sa forte teneur en silice et sa structure essentiellement vitreuse, la fumée de silice constitue un produit hautement pouzzolanique, fréquemment utilisé pour la fabrication des bétons à ultra hautes performances.

La première utilisation de la fumée de silice dans le béton de construction a eu lieu en 1971 à la fonderie de Fiskaa en Norvège [41]. Depuis 1979, les ciments Islandais renferment de 6 à 7 % de fumée de silice. Au Canada, les ciments produits par plusieurs producteurs de ciment contiennent près de 7 à 8 % de fumée de silice [42]. Aujourd'hui cet ajout est très répandu dans le monde par son incorporation lors de la confection des nouveaux bétons. La

figure 1.10, illustre la présence internationale du fumée de silices.



Figure 1.10 : Présence internationale du fumée de silices [43].

Les mécanismes d'action de la fumée de silice dans le béton reposent sur des effets de nature physique et chimique. Ainsi la granulométrie des particules de fumée de silice, de dimension moyenne cent fois plus faible que celle du ciment, contribue à densifier la pâte par un effet physique de type filler qui conduit à un empilement plus compact des grains solides. Par ailleurs, la réaction chimique pouzzolanique de consommation de l'hydroxyde de calcium par la silice amorphe démarre rapidement. Elle conduit à modifier la microstructure des produits d'hydratation en réduisant la dimension des pores de la pâte hydratée. Cependant, certaines divergences subsistent parmi les chercheurs sur la nature et la localisation de l'effet bénéfique apporté par cet ajout [44].

Pour mieux appréhender l'influence des fillers de calcaires et de la fumée de silice sur les propriétés des BAP, notamment l'ouvrabilité, la résistance à la compression et la durabilité, beaucoup de travaux ont été réalisés dans la littérature.

#### 1.6.1.1 Effet des fillers de calcaire et des fumées de silice sur les propriétés du BAP à l'état frais

En béton ordinaire, l'utilisation des fillers calcaires est limitée car ils augmentent la demande en eau et réduisent concomitamment la résistance. Par contre, dans les BAP, ces

fillers peuvent être introduits en masse puisque la fluidité est maintenue par l'utilisation d'un superplastifiant. Les nombreuses études qui se sont intéressées à la valorisation des matériaux calcaires dans les BAP ont montré manière générale, le rôle important de ces fillers qui se traduisent par l'augmentation de densité et par la diminution des défauts que cause le ressuage. Ils peuvent être utiles pour diminuer la chaleur dégagée par le ciment tout en augmentant la teneur en fine de la pâte. La modification apportée dans la granulométrie par ces fines particules améliore la maniabilité, diminue le retrait, affecte un peu la demande en superplastifiant et augmente la résistance à la compression particulièrement aux jeunes âges [37]. D'un point de vue industriel, les fillers calcaires présentent de bonnes caractéristiques de régularité à la production. D'autre part, leur couleur généralement claire les rend favorables à l'obtention de parements architectoniques. Une étude a été menée par Ben Yamina et al. [45] pour comprendre l'effet des fines calcaires issues de sable de concassage sur les performances des BAP. Les résultats trouvés ont montré que l'augmentation du taux de fines calcaires de 0 à 20 % dans le sable de concassage contribue à la diminution de l'étalement, de la résistance à la ségrégation et à l'augmentation du temps d'écoulement du V-funnel et de  $T_{500}$ .

Ali-Boucetta [12] a étudié l'effet de la teneur de 35 à 45 et 60 % de fillers calcaires, poudre de verre et laitier granulé sur les caractéristiques des BAP à l'état frais (Figure 1.11). Il a montré que l'augmentation du dosage en additions minérales améliore les paramètres d'ouvrabilité des BAP par augmentation du volume de pâte.

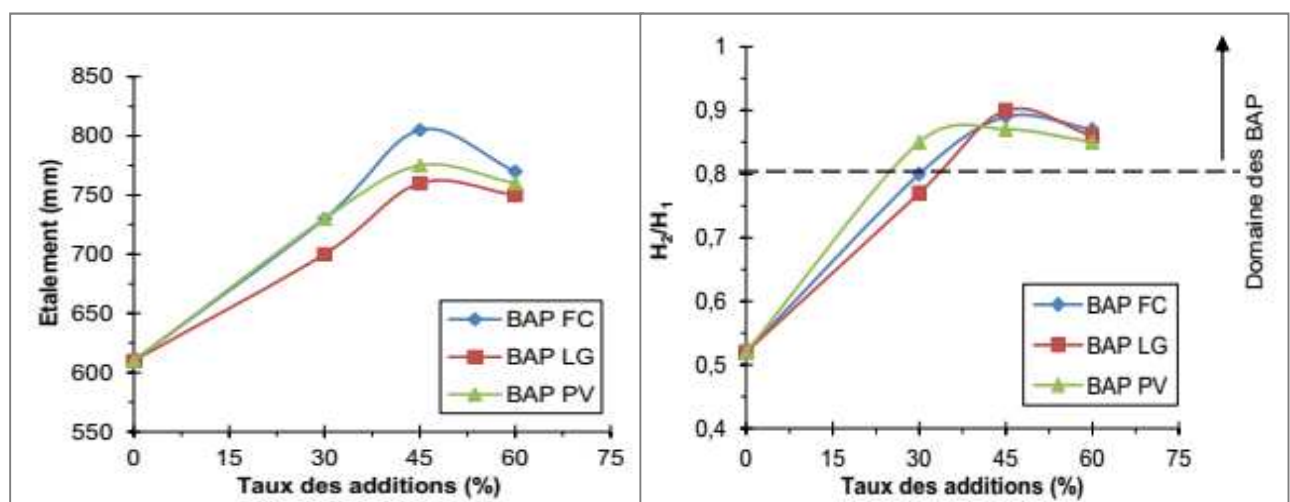


Figure 1.11 : Effet de l'incorporation des additions minérales sur les paramètres d'ouvrabilité de BAP [12].

En effet, El Hilali [46] affirme que l'incorporation de fillers calcaires, de surface spécifique Blaine élevée, participe à l'amélioration de la fluidité et de la compacité des BAP. Par ailleurs, la finesse des fines influence particulièrement la demande en superplastifiant (SP) et participe à la diminution de l'ouvrabilité des BAP.

Bouhamou et al [47] rapporte que l'ajout du filler calcaire contribue à diminuer la viscosité du BAP (augmentation du diamètre d'étalement). Lorsque le dosage en fines calcaires dépasse 25 % (valeur critique), il provoque une augmentation de la viscosité se traduisant par une diminution du taux de remplissage  $H_2/H_1$  (Figure 1.12).

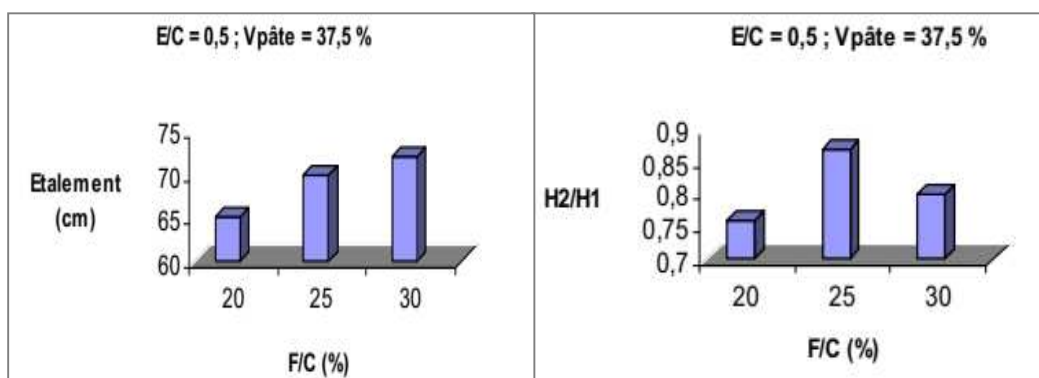


Figure 1.12 : Influence de la variation du rapport  $F/C$  sur l'étalement et le taux de remplissage ( $H_2/H_1$ ) [47].

Felekoglu et al. [48] ont fait une comparaison entre un BAP à base de sables riches en fines calcaires et un autre sans. A cet effet, quatre (04) types de sable ont été utilisés. Un sable naturel lavé, un sable calcaire concassé lavé et deux autres sables calcaires contenant différentes teneurs en fines afin d'évaluer les propriétés des BAP à l'état frais et durci. Les résultats obtenus montrent que les BAP, formulés avec du sable concassé contenant des fines, présentent de meilleures performances à l'état frais sans diminution de la résistance à la compression par rapport à ceux préparés avec d'autres sables.

Uysal et Sumer [49] ont estimé que le filler calcaire (dosage optimal) ainsi que d'autres additions sont bénéfiques pour l'augmentation de la mobilité du BAP à l'état frais, notamment l'étalement, V-funnel et L-Box comme montre à la figure 1.13.



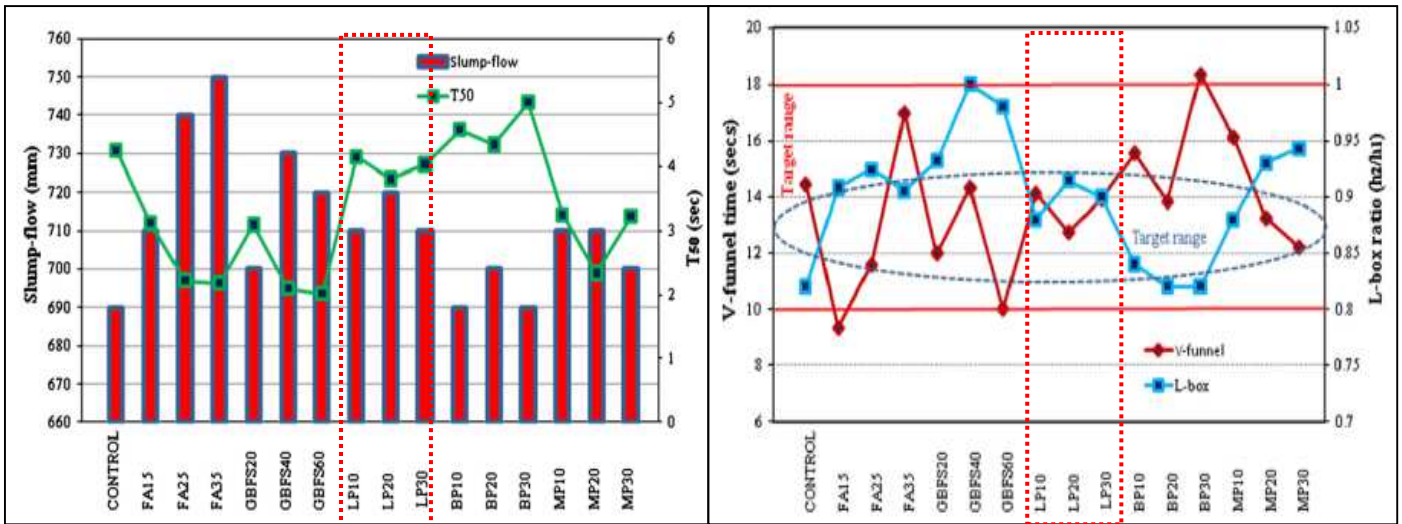


Figure 1.13 : Effet des dosages du filler calcaires sur l'étalement, le temps  $T_{50}$ , le temps de l'entonnoir en V et le rapport de la boîte en L du BAP [49].

Un travail réalisé par Zhu et Gibbs [50] a étudié l'effet de trois FC (L1, L2 et L3), de différentes finesses, sur la demande en SP des pâtes et la résistance à la compression des BAP (Figure 1.12). Ce travail rapporte que pour le même rapport E/C, une réduction de la demande en SP de type Glenium 27 par rapport au ciment portland est noté ce qui représente un gain de coût.

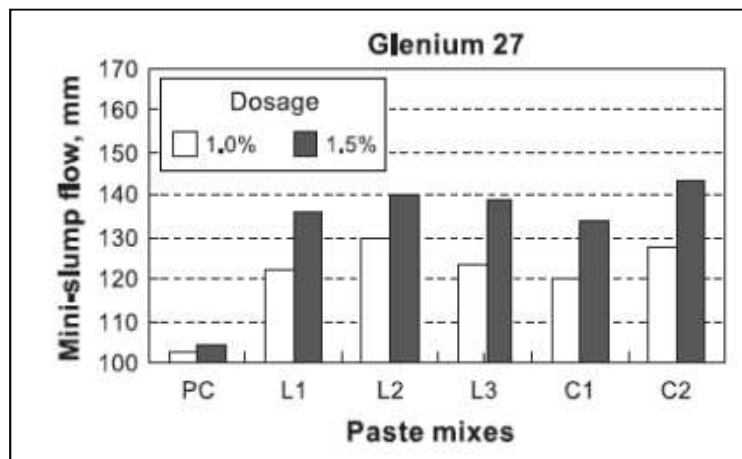


Figure 1.14 : Effet du dosage de superplastifiant sur l'étalement des pâtes [50].

### 1.6.1.2 Effet des fillers calcaire et de la fumée de silice sur la résistance mécanique et la durabilité des BAP

L'incorporation des fillers calcaire dans les BAP a été largement étudiée par plusieurs auteurs, leur influence sur la résistance mécanique et la durabilité des BAP a fait l'objet de nombreuses recherches dans le monde.

#### 1.6.1.2.1 Effet sur la résistance mécanique

Plusieurs études [31, 50] comparent l'évolution de la résistance mécanique des BAP contenant des fillers calcaires à celle des bétons ordinaires. Ces auteurs observent une accélération de la résistance au jeune âge et cela jusqu'à 28 jours. Cela est expliqué par une hydratation favorisée par une multiplication des sites de nucléation des fines du filler

A son tour, Nikbin et al [51] rapporte qu'avec l'augmentation de la teneur en poudre de calcaire de 25 % à 100 %, la résistance à la compression du BAP augmente de 20 % et 38% pour les deux rapports E/C 0,6 et 0,47 respectivement. Avec un rapport E/C faible, l'effet de la teneur de la poudre de calcaire sur l'augmentation de résistance à la compression est plus perceptible (Figure 1.15).

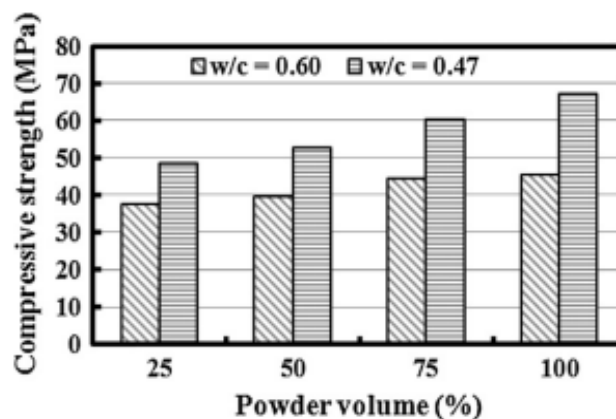


Figure 1.15 : Variation de la résistance à la compression avec des dosages du filler calcaire du BAP [51].

Des essais menés par Bensebti [20] rapportent que les résistances à la compression sont inversement proportionnelles avec le taux de substitution du ciment par des fillers calcaire. L'ordre de grandeur des résistances du BAP obtenues reste dans la gamme des résistances

usuelles des bétons ordinaires (Figure 1.16). Il est donc important de noter que la gamme des BAP, en matière de résistances mécaniques, est assimilable aux bétons ordinaires.

Une étude antérieure conduite par Bellifa .S et al [52], a révélé que la substitution d'une partie du ciment par des fillers calcaires à des taux de 10, 15 et 20 % est à l'origine d'une diminution croissante des résistances à la compression des pâtes autoplaçantes à 7, 28 et 90 jours (Figure 1.17).

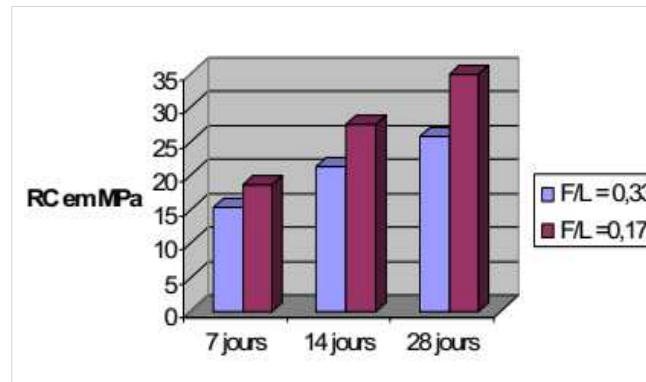


Figure 1.16 : Influence du rapport F/L sur la résistance à la compression [20].

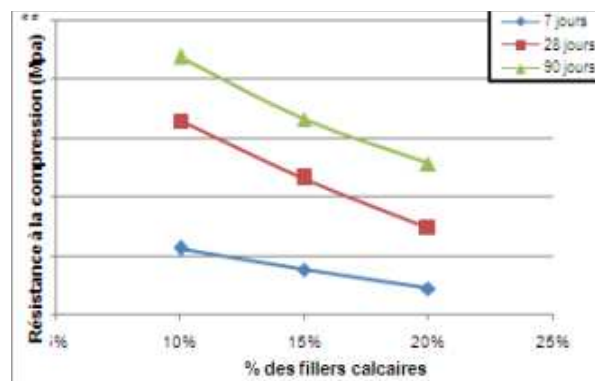


Figure 1.17 : L'évolution des résistances à la compression des pâtes autoplaçantes [52].

#### 1.6.1.2.2 Effet sur la durabilité

Des différentes études, il ressort que la durabilité d'un ouvrage en béton dépend de plusieurs paramètres liés d'une part, au matériau lui-même (nature et dosage des constituants, conditions de confection et de cure) et d'autre part, à l'environnement (milieu agressif, types et concentration des agents agressifs). Il est généralement admis qu'un



béton durable est un béton résistant aux agressions. La pénétration de gaz et des différents fluides dans le béton s'effectue par l'intermédiaire du réseau poreux de la matrice cimentaire, qui représente une barrière ouverte sur le milieu extérieur, permettant ainsi le passage des différents agents agressifs. Les principaux processus qui gouvernent ces transferts sont l'absorptivité, la perméation et la diffusivité.

Les travaux de Ye et al. [53] révèlent que la structure des pores dans la pâte de ciment du BAP au filler calcaire, y compris le volume total des pores, la distribution et le diamètre critique des pores, est très similaire à celle de la pâte de ciment du BHP au calcaire.

Boel et al. quant à eux [54], observent une distribution de la taille des pores différente entre BAP et béton ordinaire avec des pores supplémentaires pour les bétons ordinaires. Cela indique qu'il existe une zone moins dense et plus perméable de la microstructure des bétons ordinaires. Une différence significative est déterminée par Boel et al [55] pour la perméabilité apparente de gaz entre le BAP et le béton ordinaire. La dissimilitude pourrait être expliquée par la diversité du volume des pores des bétons. Il est possible de réduire le transport dans le béton en remplaçant le filler de calcaire par des cendres volantes, en réduisant le rapport eau/ciment, en augmentant le rapport ciment/poudres ou en utilisant un ciment laitier de haut-fourneau au lieu du ciment Portland.

Des essais, effectués par Assié [31], sur l'absorption capillaire entre des bétons ordinaires et des BAPs à base des fillers de calcaire, à différentes classes de résistance, ne permettent pas de se prononcer sur la cinétique d'absorption entre les deux types de bétons. D'autres résultats réalisés par Zhu et al. [50] démontrent que l'absorption capillaire des BAP est inférieure à celle des bétons ordinaires et qu'elle est d'autant plus faible qu'ils contiennent des fillers calcaires.

En effet, les travaux réalisés par Siad et al. [56], sur la perméabilité du béton ordinaire et du BAP à base de filler calcaire, ont révélé que la perméabilité des bétons ordinaires est de l'ordre de 2 à 3 fois plus importante que celle des BAP. Bien que le filler calcaire ne développe aucune activité chimique, sa contribution à la perméabilité est nettement meilleure que celle du béton vibré. Ce résultat a été confirmé par d'autres auteurs [31, 50], qui rapportent que les bétons à base de filler calcaire présentent des perméabilités égales ou inférieures aux bétons sans filler.

Assié [31] a effectué une série d'essais sur des bétons à base de ciment Portland et des BAP à base de filler calcaire et à différentes classes de résistance mécanique, (de 15 à 70 MPa). Il rapporte que les BAP se carbonatent légèrement plus vite que les bétons ordinaires et ce pour chacune des classes de résistance. Ces résultats ont été confirmés par d'autres auteurs [57, 58]. Audenaert et De Schutter [58] ont étudié l'influence du dosage en ciment et de l'ajout de filler calcaire sur la carbonatation des BAP. Ils démontrent que l'augmentation de la quantité de ciment améliore la résistance à la carbonatation et que l'addition de filler n'influence pas la profondeur de la carbonatation. Les travaux révèlent que l'ajout de filler calcaire génère des BAP plus résistants que les BAP additionnés avec des cendres volantes, mais moins durables, notamment vis à vis de leur tenue au gel/dégel, et de leur capacité à empêcher l'infiltration de gaz (CO<sub>2</sub>) ou de liquides corrosifs [59].

### I.7 Les approches de formulation des BAP

Plusieurs approches de formulation des BAP ont été élaborées à travers le monde pour répondre aux exigences d'ouvrabilité de ce type de béton. Elles sont basées, pour la plupart, sur une méthodologie expérimentale plus ou moins contraignante, parmi ces approches de formulation trouvées dans la littérature, on peut rappeler parmi quelques unes:

#### 1.7.1 L'approche Japonaise basée sur l'optimisation des mortiers

Les chercheurs japonais Okamura et Ozawa ainsi que Ouchi et al. de l'université de Tokyo [60-65] ont été les premiers à proposer une méthode de formulation des bétons autoplaçants. Cette méthode est basée sur un volume de pâte important, composé principalement d'un fort dosage en ciment et d'un faible volume granulaire (Figure 1.18). Le principe de base de cette approche s'appuie sur les points suivants:

- la teneur en sable représente 40 % du volume du mortier.
- la quantité de gravillons est fixée à 50 % de la quantité du solide, pour réduire le phénomène de blocage.
- l'optimisation de la pâte, notamment, du rapport E/L (eau / liant) et du dosage en superplastifiant se fait d'une manière empirique sur mortier en effectuant essais d'étalement au mini-cône et au V-Funnel.

L'approche japonaise présente l'intérêt de sa simplicité, qui offre des teneurs en granulats arbitraires et faibles par rapport à d'autres approches pour garantir l'absence

de tout blocage. Notons aussi que les auteurs ne précisent pas la nature des gravillons (roulés ou concassés) qui influe (ou non) sur l'existence du phénomène de blocage.

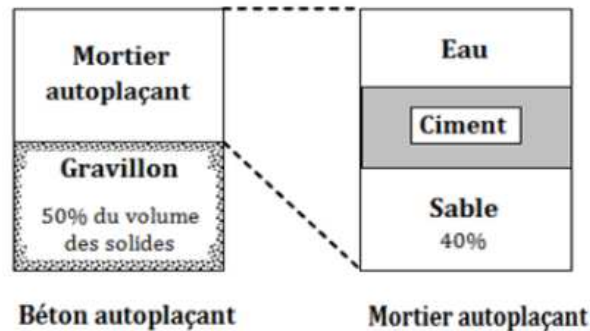


Figure 1.18 : Proportions du gravillon et du sable d'un béton autoplaçant selon la méthode générale [66].

### 1.7.2 L'approche française (LCPC) basée sur l'optimisation du squelette granulaire

Cette approche a été développée au Laboratoire Central des Ponts et Chaussées (LCPC par T. Sedran, F. De Larrard, F. Hourst et C. Contamines) [67, 68]. Cette méthode est basée sur les concepts qui seront présentés ci-après :

#### a. Le modèle mathématique « modèle de suspension solide »

Ce modèle est basé sur l'analyse de l'interaction granulaire entre les différents constituants d'un mélange. Il peut prévoir la compacité de tous les mélanges granulaires secs avec une précision de 1% à partir de quelques propriétés des différents constituants qui sont :

- la densité apparente;
- l'indice de compacité propre;
- les distributions granulaires;
- les proportions du mélange,

Pour pouvoir utiliser de façon pratique le modèle de suspension solide, les chercheurs au LCPC l'ont fait intégrer dans un logiciel nommé Bétonlab-Pro2 [67, 68]. Le Bétonlab-Pro2 est déterminé les proportions des divers constituants aux paramètres cités en haut et de l'effet de paroi. Il permet aussi la simulation de quelques propriétés des BAP, notamment, les résistances mécaniques, ainsi que les déformations différées, etc.

#### b. Le rhéomètre au BTRHEOM

Les chercheurs du LCPC [67, 68] ont développé un rhéomètre à béton, qui a permis de montrer que le comportement rhéologique du béton frais peut être estimé par le modèle de BTRHEOM. Il permet de déterminer les propriétés rhéologiques suivantes :

- le seuil de cisaillement et la viscosité plastique du BAP non soumis à la vibration,
- le seuil de cisaillement et la viscosité plastique du BAP sous vibration,
- le seuil de cisaillement au repos qui décrit la thixotropie du BAP.

Cette approche présente un bon potentiel de formulation de BAP économique, en peu de temps et en réduisant le nombre d'essais. Cependant, elle est développée sur la base de l'utilisation du rhéomètre BTRHEOM et du logiciel Bétonlab-Pro2, il sera donc difficile aux autres chercheurs de l'utiliser sans maîtriser ces deux moyens.

### 1.7.3 L'approche Suédoise basée sur l'optimisation du volume de pâte

En se basant sur les travaux de Tangtermsirikul et Van [69] et Petersson et al. [70], l'institut Suédois de ciment et de béton (CBI) a proposé une nouvelle méthode de formulation des BAP. Son objectif est de produire un BAP économique en déterminant le volume minimal de pâte nécessaire pour atteindre un bon taux de remplissage (l'essai de la boîte en L). Cette méthode est basée principalement sur deux critères, critère de blocage et critère de fluidité.

Dans cette approche, le critère de blocage est proposé (il dépend du type de granulats et de leur taille d'un côté, et du diamètre des barres et de leurs espacements de l'autre côté), mais le volume maximal de granulats est calculé [71]. Le rapport gravillons/granulats est choisi à l'aide des courbes de référence de manière à avoir le minimum de volume de vides dans le squelette granulaire, ce qui nécessite un faible volume de pâte pour avoir l'ouvrabilité recherchée. Les teneurs en fines, en eau et en superplastifiant sont ajustées par la suite pour obtenir la résistance en compression visée, une viscosité suffisante pour la stabilité et un faible seuil de cisaillement pour la déformabilité. Le critère de blocage est ensuite testé au moyen de la boîte en L. Pour éviter ce risque, le taux de blocage doit être entre 0,8 et 1 [72]. L'essai d'étalement doit être aussi fait pour évaluer la déformabilité et l'homogénéité du BAP. Un étalement supérieur à 70 cm est recommandé pour que le BAP soit homogène et ne présente aucune tendance de ressuage ou de ségrégation. Les paramètres rhéologiques sont évalués grâce à un viscosimètre coaxial sur un mortier contenant les particules de moins de 250  $\mu\text{m}$  [73, 74].

Cette méthode propose une bonne contribution granulaire, ce qui nécessite un volume de pâte moins important. Néanmoins, la courbe permettant de déterminer le critère de blocage n'est pas général, et il est difficile de la tracer pour chaque type de granulats.

#### 1.7.4 Autres Méthodes

D'autres méthodes ont été proposées comme celle développée à l'AFGC qui a mis en place des techniques pour la caractérisation des BAP à l'état frais [75]. L'approche JSCE cette méthode a été proposée par "Japanese society of civil engineers" en 1998 après plusieurs recherches et applications pratiques. Dans cette méthode la quantité d'eau, le rapport eau/poudre et la teneur en poudre sont estimés selon l'emploi ou non d'un agent de viscosité [76]. Une approche basée sur un plan d'expérience est développée par Khayet et al. pour fournir un support de corriger une formule ne répondant pas, par exemple, aux critères de L'AFGC [77]. Une autre approche basée sur l'association d'une pâte optimisée et d'un squelette granulaire humide met en avant un concept classique qui stipule qu'un volume de béton est la somme d'un volume de pâte, de granulats humides et de vides [37]. La méthode CTG (Centre Technique Groupe, Italcementi) repose sur le développement d'un fuseau granulaire propre aux BAP à étalement compris entre 55 et 75 cm [78]. De manière générale, il n'existe pas une méthode universelle de formulation d'un BAP comme que celle aux des bétons ordinaire.

#### 1.8 Modèles de prévision des propriétés du béton

En raison de sa forte hétérogénéité et de son comportement complexe, le béton fait encore l'objet de nombreuses études et les chercheurs continuent à développer des méthodes mathématiques, des techniques statistiques pour élucider les liens exacts existants entre les proportions des constituants, d'une part, et les propriétés des mélanges obtenus d'autre part. En particulier, la résistance et l'ouvrabilité sont les deux propriétés le plus importantes pour apprécier la qualité du béton, plusieurs formalismes mathématiques ont été proposés dans la littérature permettant de prévoir les propriétés physiques et mécaniques d'un béton dont on donne la composition. Les approches mathématiques basées principalement sur des équations. L'avantage de ces méthodes qui représente une application rapide, sans équipements expérimentaux et avec un coût négligeable. Dans ce qui suit quelques approches mathématiques ont été développées.

### 1.8.1 Des modèles mathématiques pour évaluer la résistance des bétons

Pour la résistance du béton aux jeunes âges, la littérature émet deux méthodes quant au développement de la définition de la fonction de maturité, qui par la suite conduit à l'établissement d'une relation résistance-maturité introduite pour la première fois par Saul et Nurse en 1949. Plus tard D'aloia et Chanvillard décrivent un modèle pour la prévision de la résistance à la compression au jeune âge par l'application de la méthode du temps équivalent [79].

$$f_c = f_{exp} - \left(\frac{P_2}{t}\right)^{P_3} \quad (1.1)$$

Avec

$f_c$  résistance à la compression du béton au temps  $t$ .

$t$  âge réel de durcissement du béton ; la force limite à l'âge infini

En ce qui concerne la prévision de la résistance à 28 jours, plusieurs méthodes ont été élaborées. Féret propose une relation entre la résistance d'un mortier à 28 jours et le carré de sa compacité de sa pâte [80].

$$f_c = k_f f_{mc} \left(\frac{V_c}{V_c + V_e + V_a}\right)^2 \quad (1.2)$$

Où  $f_c$  est la résistance du béton à l'échéance considérée,  $f_{mc}$  la résistance normale du ciment à la même échéance,  $V_c$ ,  $V_e$ ,  $V_a$ , sont respectivement les volumes de ciment, d'eau et d'air occlus dans la pâte ;  $k_f$  est un coefficient.

L'équation de Bolomey est l'une des premières équations établies qui permet de prédire la résistance mécanique à la compression d'un béton à partir de sa composition [81].

$$R_c = f_{c28} k_g \cdot \left(\frac{C}{E} - 0.5\right) \quad (1.3)$$

Avec :  $R_c$  est la résistance mécanique du béton,  $C$  et  $E$  sont respectivement les dosages massiques en ciment et en eau,  $f_{c28}$  étant à 28 jours du ciment,  $k_g$  coefficient dépendant des granulats.

En 1918, Abrams [82] propose la formule :

$$f_c = A \cdot B^{e/c} \quad (1.4)$$

Cette expression a l'avantage de comporter deux constantes ajustables, A et B, au lieu d'une.

De Larrard et al. [83] ont développé un modèle la résistance à la compression de béton à base de laitier.

$$f_{cm} = 13.4 \times Rc_{28} \left[ d(t) + \left( 1 + \rho_c \frac{v_e + v_a}{c_{eq}} \right)^{-2.85} \right] EMP^{-0.13} \quad (1.4)$$

Où  $Rc_{28}$  est la classe du ciment,  $d(t)$  la fonction du temps,  $V_e$  le volume d'eau,  $V_a$  le volume d'air occlus,  $C_{eq} = C \cdot (1 + \Upsilon (pz/c))$ ,  $C$  : masse de ciment,  $pz$  : masse pouzzolane,  $\Upsilon$  : fonction a été déterminée et étalonnée à partir de plusieurs jeux d'essais réalisés avec un certain nombre de pouzzolanes.  $EMP$  : La distance maximale entre deux grosgrains est appelée  $EMP$  (épaisseur maximale de pâte)

$$EMP = D_{\max} \cdot \left( \sqrt[3]{\frac{g^*}{g}} - 1 \right) \quad (1.5)$$

Avec :  $D_{\max}$  le diamètre maximal du granulat (mm),  $g^*$  la compacité du granulat,  $g$  le volume de granulat

Slanicka 1991 [84] a proposé deux modèles pour la prévision de la résistance à la compression de béton à base de fumée de silice

$$f_c = 28.974 \times \left[ \frac{c}{W + A} + 2.654 \left( \frac{s}{W + A} \right)^{0.673} - 0.41 \right] \quad (1.6)$$

Où  $C$ ,  $W$ ,  $A$  et  $S$  sont respectivement les masses en ciment, en eau et en fumée de silice.

Duval et Kadri, 1998 [44], ont élaboré un modèle de prévision de la résistance du béton avec de fumée de silice basé sur la formule de Bolomey (1935) donnée par:

$$f_{c28} = KR_{c28} \frac{C}{(E + V)} - 0.5 \quad (1.7)$$

Avec :  $C$  : dosage en ciment,  $E$  : dosage en eau,  $V$  : volume d'air,  $K$  : coefficient qui dépend des caractéristiques des agrégats,  $Rc_{28}$  : résistance à la compression du mortier après 28 jours.

L'erreur entre les valeurs théoriques et expérimentales est de 4,3 MPa avec un coefficient de corrélation de 0.979.

### 1.8.2 Relation entre les grandeurs spécifiques de l'ouvrabilité et les paramètres rhéologiques des BAP

Beaucoup de travaux se sont intéressés à trouver des relations entre les caractéristiques rhéologiques et les grandeurs spécifiques de l'ouvrabilité des BAP obtenues à l'aide des essais empiriques les plus couramment utilisés ( $SF$ ,  $T_{500}$ ,  $H_2/H_i$ ,  $t_v$ , ...). L'étalement ( $SF$ ) et le temps écoulé  $T_{500}$  sont deux propriétés des BAP obtenues par l'essai de cône d'Abrams. Plusieurs expressions ont été établies reliant l'étalement avec le seuil de cisaillement et la viscosité avec le temps écoulé et le seuil de cisaillement regroupés dans le tableau (1.2) :

Tableau 1.2 : Relations étalement avec seuil d'écoulement, la viscosité avec le temps écoulé et le seuil de cisaillement

Références	paramètre	Relations
Kurokawa et al. [85]	L'étalement ' $SF$ '	$SF = \frac{\rho_{BAP} \times g \times V_{c\acute{o}ne}}{25 \times \pi \times \sqrt{3} \times \tau_0} \times 10^8$
	la viscosité ' $\eta$ '	$\eta = 0.545 \times \rho_{BAP} \left(1 - \frac{40 \times 10^3}{SF^2}\right) \times \left(1 - \frac{25 \times 10^3}{SF^2}\right) \times T_{500}$
Sedran [86]	L'étalement ' $SF$ '	$SF = 808 - \left(\frac{1174}{\rho_{BAP}}\right) \times \tau_0$
	la viscosité ' $\eta$ '	$\eta = \frac{\rho_{BAP}}{1000} \times (0.026 \times SF - 2.39) \times T_{500}$
Esping [87]	L'étalement ' $SF$ '	$SF = -124.65 \times \ln(\tau_0) + 1071.82$
	la viscosité ' $\eta$ '	$\eta = \frac{T_{500}}{0.002 \times \tau_0}$
Coussot et al. [88]	L'étalement ' $SF$ '	$SF = 279 \times \left(\frac{\rho_{BAP}}{\tau_0}\right)^{1/5}$
Jin [89]	L'étalement ' $SF$ '	$SF = \alpha \times \exp\left(\frac{\beta - \tau_0}{\gamma}\right)$
Haddad [78]	L'étalement ' $SF$ '	$SF = 727 - 1398 \times \frac{\tau_0}{\rho_{BAP}}$



Avec :

$SF$  : Étalement,  $P$  : Densité du BAP,  $g$  : Accélération de la pesanteur,  $\tau_0$  : Seuil de cisaillement,  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  : Réels positifs.

### 1.9 Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, une synthèse bibliographique a été menée pour faire le point sur les concepts relatifs aux BAP qui présentent de nombreux avantages tels que la mécanisation de la production, de l'exécution sur chantier et de l'amélioration des conditions environnementales. Ces avantages doivent faire du BAP le matériau d'avenir dans le monde de la construction et celui du génie civil. Cependant, la particularité d'une composition d'un BAP pourrait non seulement conférer au béton des propriétés rhéologiques intéressantes, mais aussi lui procurer des performances mécaniques et une durabilité améliorée.

Le BAP est un matériau caractérisé par deux propriétés principales, la fluidité et l'homogénéité. Ces deux propriétés sont obtenues par l'emploi des superplastifiants et l'utilisation d'un volume important de pâte. Par souci technique et économique, l'utilisation des filler calcaire et de fumée de silice semblent être l'une des solutions envisageables pour l'avenir des BAP.

La deuxième partie de ce chapitre a été consacrée à l'effet de filler calcaire et de la fumée de silice sur les propriétés des BAP. L'emploi de ces ajouts a des influences considérables plus ou moins évidentes, sur les propriétés des BAP tant à l'état frais qu'à l'état durci. À l'heure actuelle, il n'existe pas une méthode universelle de formulation des BAP, comme la méthode Dreux-Gorisse pour les bétons ordinaires. Toutes les méthodes trouvées dans la littérature découlent des trois approches : méthode japonaise, méthode proposée par Sedran et méthode de Peterson, ...etc. Ces méthodes sont essentiellement basées sur l'optimisation du volume des mortiers, du squelette granulaire ou encore sur l'optimisation de la pâte.

Dans la dernière partie, un aperçu sur les différentes méthodes mathématiques existantes révèle une bonne corrélation entre les grandeurs spécifiques de l'ouvrabilité et les propriétés rhéologiques d'une part, et la résistance avec les paramètres de formulation d'autre part. Cependant, les limites de ces modèles comprennent la difficulté de mise en place et la résolution d'équations différentielles complexes analytique, ainsi que la

détermination de coefficients de l'équation et les conditions initiales et aux limites. Récemment, plusieurs chercheurs ont appliqué la technique des réseaux de neurones pour la construction de leurs modèles. Cette technique fera l'objet du chapitre suivant.

## CHAPITRE 02

# LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS ET LEURS APPLICATIONS EN GENIE CIVIL

## CHAPITRE 02

### LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS ET LEURS APPLICATIONS EN GENIE CIVIL

#### 2.1 Introduction

La modélisation du béton avec des techniques de statistiques et des méthodes mathématiques a été effectuée par plusieurs chercheurs. Des progrès importants réalisés au cours des dernières années, dans le domaine de l'intelligence artificielle (AI), ont permis de réduire les difficultés et de s'affranchir des limitations des modèles linéaires et ont conduit à leur utilisation dans le domaine du génie civil et surtout dans les études de la technologie du béton. Les techniques (IA) sont basées, entre autres, sur les théories qui ont été fondamentalement développées pour les systèmes classiques dans la physique et la biologie. Parmi les techniques (IA), les plus couramment utilisées figurent les réseaux de neurone artificiels (RNA).

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des outils de calcul inspirés par la structure et le fonctionnement du cerveau humain et les systèmes neuronaux. Ils sont très populaires dans plusieurs domaines de technologie et de recherche scientifique. Ces performances ont fait leurs preuves dans la modélisation des différents systèmes naturels et d'ingénierie. Cette technique convient, en particulier, aux problèmes trop complexes pour être modélisés et résolus par les mathématiques classiques et des procédures traditionnelles. L'utilisation des RNA peut fournir une méthode alternative qui permet de surmonter les difficultés à évaluer les propriétés du béton (à l'état frais et durci). Un avantage de la modélisation par des réseaux de neurones, c'est qu'il n'est pas nécessaire de connaître, a priori, la relation fonctionnelle entre les différentes variables impliquées, contrairement à l'analyse de régression. Une grande partie de la réussite de la méthode des RNA est due à ses caractéristiques de traitement non linéaires et parallèles. Sa capacité de calcul a fait ses preuves dans divers domaines pour la régression, le diagnostic, la prédiction, le contrôle des systèmes, la classification et aussi pour l'ingénierie sismique visant à prédire l'atténuation de mouvement.

Dans ce qui suit, nous allons commencer par exposer l'historique et l'évolution des réseaux de neurones, leur définition et leurs propriétés, leurs compositions et leur modèle mathématique. Nous introduirons aussi les différentes fonctions d'activation usuelles des

RNA, leur architecture et topologie, les différents types d'apprentissage, ainsi que la présentation de l'algorithme de rétro-propagation standard et celle de l'algorithme de Levenberg-Marquardt qui est utilisé dans cette étude. Pour finir, nous présenterons quelques travaux utilisés RNA dans divers problèmes du génie civil.

## 2.2. Historique et évolution des réseaux de neurones artificiels

L'histoire des réseaux de neurones est tissée à travers des découvertes conceptuelles et des développements technologiques survenus à diverses époques. De nombreux ouvrages ont permis de documenter l'histoire des recherches en réseaux de neurones. Brièvement, les premières recherches remontent à la fin du 19<sup>ème</sup> et au début du 20<sup>ème</sup> siècle. Elles consistent en des travaux multidisciplinaires en physique, en psychologie et en neurophysiologie par des scientifiques tels Hermann von Helmholtz, Ernst Mach et Ivan Pavlov. A cette époque, il s'agissait de théories plutôt générales sans modèle mathématique précis d'un neurone [90].

Le début des travaux sur les réseaux de neurones artificiels remontent aux travaux de Warren McCulloch et Walter Pitts (1943) qui montrent qu'un réseau de neurones discret, sans contrainte de topologie, peut représenter n'importe quelle fonction arithmétique ou logique. Ils ont élaboré un réseau capable de modéliser des processus physiologiques tels que la perception de la chaleur et du froid [91]. Vers la fin des années 1940, Donald Hebb a mis au point une loi fondamentale d'apprentissage de ces réseaux, ce qui donna naissance aux premières simulations informatiques en 1956 [92].

La première application concrète des réseaux de neurones artificiels est survenue en 1958, avec l'invention du réseau dit «perceptron» par Frank Rosenblatt [93]. Rosenblatt a proposé le premier algorithme d'apprentissage, qui permet d'ajuster les paramètres d'un neurone [93]. A la même époque, à peu près, Bernard Widrow et Ted Hoff ont développé un nouvel algorithme d'apprentissage qui est connu sous le nom de la règle de DELTA [94]. Elle a pour objectif de minimiser l'erreur entre les réponses obtenues à la sortie des réseaux et celles désirées en utilisant la méthode des moindres carrés.

En 1969, Minsky et Papert publient le livre *Perceptrons* dans lequel ils ont démontré les limitations des réseaux à une seule couche [95]. En effet, beaucoup des chercheurs se désintéressèrent des réseaux de neurones pour se tourner vers l'approche symbolique de l'intelligence artificielle (IA) qui semblait plus prometteuse. En 1982, Hopfield a élaboré

des réseaux capables de résoudre des problèmes d'optimisation [96]. C'est ensuite en 1986, que Rumelhart, Hinton et Williams publient l'algorithme de la rétropropagation des erreurs qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones multicouches complexes [97]. En 1989 Moody et Darken exploitèrent quelques résultats de l'interpolation multi variable pour proposer le réseau à Fonction de Base Radiale (RBF). Enfin, le réseau de neurones à retardement (Time delay neural network-TDNN) s'est développé, à l'origine, dans le cadre de la reconnaissance de phonème [98], de la reconnaissance vocale et de la reconnaissance de l'écriture manuscrite [99]. En 1990, les premiers articles sur des problèmes de génie civil ont été publiés, notamment, les travaux de Wu et col [100]. Par la suite, plusieurs travaux, touchant aux différentes spécialités de la discipline, ont été entrepris par plusieurs chercheurs.

## 2.3 Notions de base sur les réseaux de neurones artificiels

### 2.3.1 Définitions et propriétés

Un réseau de neurones artificiel (RNA) est un système de traitement de l'information qui comporte certaines caractéristiques issues de l'étude des réseaux de neurones biologiques. Ils ont été développés en tant que généralisation de modèles mathématiques de la pensée humaine [101].

Du point de vue de l'ingénieur à la recherche d'une intelligence artificiel, le réseau de neurones artificiels est un ensemble de neurones formels associés en couches (sous groupes) et fonctionnant en parallèle. Chaque neurone d'une couche est généralement connecté à tous les neurones de la couche suivante. Chaque (neurone) processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va, donc, se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par une ou plusieurs couches intermédiaires (couches cachées) ou aucune. Les réseaux de neurones ont la capacité de stocker les données dans les coefficients synaptiques ou les poids, qui sont obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage.

Lors de l'apprentissage du réseau, les coefficients synaptiques peuvent subir des changements pour obtenir le message désiré. Ces derniers agissent en augmentant le signal reçu (entrée excitatrice) ou bien en le diminuant (entrée inhibitrice). Ces coefficients sont

des valeurs réelles qui représentent la part d'information utilisée par chaque cellule pour mener correctement l'interprétation du message [102].

Le but, d'un point de vue global, est d'exécuter des calculs complexes et de trouver, par apprentissage, une relation linéaire ou non entre des données numériques et des paramètres.

### 2.3.2 Neurone biologique

L'élément de base du système nerveux central est le neurone. En biologie, le neurone est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire, de dendrites, d'axone et de synapse [90, 103]. (Figure .2.1).

- Le corps cellulaire (le soma ou noyau) contient le noyau du neurone ainsi que la machine biologique nécessaire à la synthèse des enzymes. Sa taille est de quelques microns de diamètre. Le soma traite ces entrées et renvoie une impulsion en sortie
- Les dendrites sont de fines extensions tubulaires qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. C'est par les dendrites que se fait la collection et la réception les informations (des signaux) en provenance des autres neurones (stimuli externes).
- L'axone: c'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone, contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone. L'axone est plus long et se ramifie à son extrémité où il se connecte aux dendrites des autres neurones. Il est la partie où passent les messages accumulés dans le corps de la cellule.
- Une synapse est une jonction entre deux neurones, généralement entre l'axone d'un neurone et une dendrite d'un autre neurone.

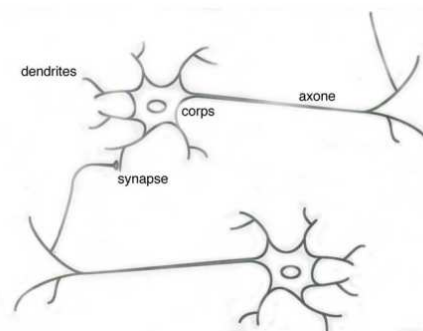


Figure.2.1 : Schéma d'un neurone biologique [90].

Globalement, le neurone reçoit en continu des entrées, ces informations sont interprétées au niveau du corps cellulaire du neurone. La réponse à ces signaux est envoyée à travers l'axone qui fait synapse sur des milliers d'autres neurones.

### 2.3.3 Neurone formel -Model mathématique d'un neurone artificiel

Un neurone formel est un opérateur mathématique qui, à partir des variables d'entrée à la capacité (décision) de déterminer la sortie (Figure 2.2), il effectue simplement une somme pondérée de ces entrées, ajoute un seuil à cette somme (équation 3.1) et fait passer le résultat par une fonction de transfert pour déterminer la valeur de sa sortie [95]. Du point de vue de la modélisation mathématique, le réseau de neurones artificiels peut se définir par les quatre éléments suivants :

- la nature des entrées et des sorties qui peuvent être binaire ((-1;+1) ou (0,1)) et réelles.
- la fonction d'entrée totale  $Y$  qui définit le prétraitement, calculée par la somme de toutes les entrées pondérées (combinaison linéaire), dont " $w_i$ " est le poids synaptique attaché à l'entrée " $i$ " et le " $b$ " désigne le seuil d'activation (biais).

$$Y = \sum_{i=1}^n w_i + b \quad (3.1)$$

- la fonction d'activation ( $f$ ) qui définit l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Cette fonction peut prendre plusieurs formes. La fonction d'activation des neurones est une fonction non linéaire, permettant d'introduire au réseau l'aspect non linéaire. Elle doit être continue et bornée.
- la fonction de sortie " $P$ " (équation 3.1) qui calcule la sortie du neurone en fonction de son état d'activation.

$$P = f(Y) \quad (3.2)$$

La figure 2.3 et le tableau 2.1 présentent mise en correspondance et analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel.



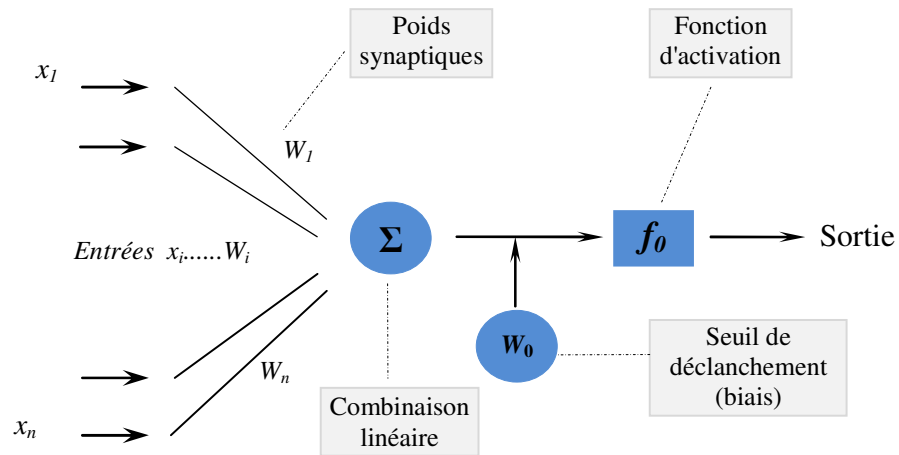


Figure 2.2 : Forme générale d'un réseau formel [90].

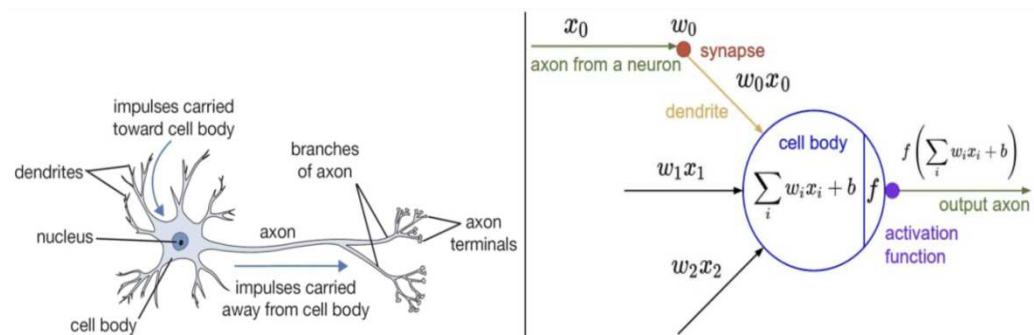


Figure 2.3 : Mise en correspondance neurone biologique/ neurone artificiel [104].

Tableau 2. 1 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel

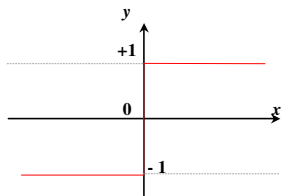
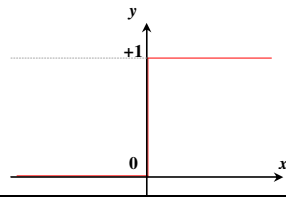
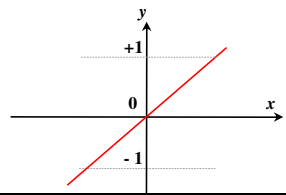
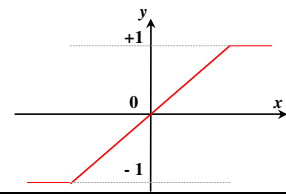
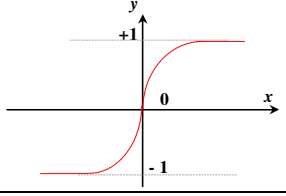
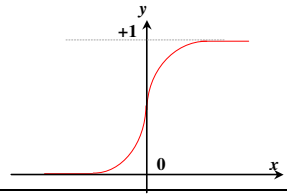
Neurone biologique	neurone formel
synapses	Poids synaptiques
dendrites	Variables d'entrées
axone	Variable de sortie
corps cellaire	Fonction d'activation
potentiel d'action	Potentiel d'activation

### 2.3.4 Les fonctions d'activations

Le signal de sortie d'un neurone artificiel est obtenu par application de sa fonction d'activation à la somme pondérée des signaux d'entrée. Parmi les fonctions d'activation les plus utilisées, on peut citer : la fonction identité, la fonction de Heaviside, et la fonction

sigmoïde. Dans de nombreux réseaux, l'activation des cellules d'entrée est semblable au signal provenant du milieu extérieur. Le tableau 2.2 présente quelques exemples de fonction d'activation.

Tableau 2.2 : Exemples de quelques fonctions d'activation [90]

<i>Nom de la fonction</i>	<i>Formules</i>	<i>Graphes</i>	<i>Nom Matlab</i>
<i>La fonction Signe</i>	$y = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$		hardlims
<i>La fonction Heaviside</i>	$y = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$		hardlim
<i>La fonction linéaire</i>	$y = x$		purelin
<i>La fonction linéaire à seuil</i>	$y = \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \\ x & \text{si non} \end{cases}$		satlins
<i>Fonction hyperbolique sigmoïde</i>	$y = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}$		tansig
<i>La fonction Sigmoïde standard</i>	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$		logsig

### 2.3.5 Architecture et apprentissage

Les réseaux de neurones peuvent être classés de différentes manières, selon leur architecture (bouclé ou non), leur technique d'apprentissage (supervisée ou non) ou l'algorithme employé au cours de la procédure d'apprentissage.

### 2.3.5.1 Architecture

Sur le plan architectural, un réseau de neurones peut être vu comme un ensemble d'unités élémentaires (les neurones) interconnectées de manière à former un système avec une ou plusieurs entrées et une ou plusieurs sorties. L'architecture du réseau peut alors être décrite par le nombre de couches et le nombre de neurones dans chaque couche. Parmi les architectures les plus populaires dans le champ des réseaux de neurones, le premier type se compose d'un seul neurone de décision; le plus souvent, c'est le perceptron ou l'adaline. Il est largement utilisé dans la classification des patrons et dans le filtrage adaptatif. Il est capable d'effectuer une classification linéairement separable seulement. Le second type (multi-couches) se compose de plusieurs neurones pouvant être regroupés soit en couches hiérarchisées, soit en une structure complètement interconnectée.

Dans ce type de réseau, les neurones sont organisés en couches successives (Figure 2.4). La première couche est appelée couche d'entrée. Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse. Sa taille est déterminée par le nombre de variables d'entrées. La deuxième couche est la couche cachée. Dans cette couche, les fonctions d'activation sont en général non linéaires. Le choix de sa taille (nombre de neurones) n'est pas automatique et doit être ajusté. Il sera souvent préférable pour obtenir la taille optimale, d'essayer le plus de tailles possibles. La troisième couche est appelée couche de sortie. Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrée dans la première couche. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables dont on a besoin en sortie.

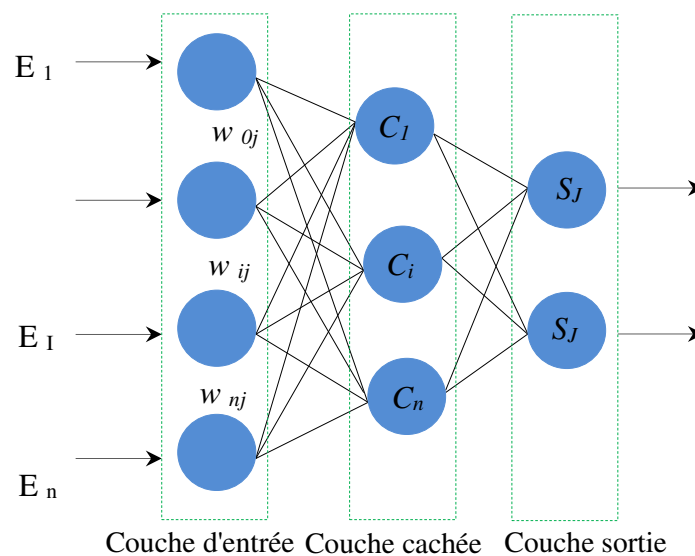


Figure 2.4 : Architecture d'un réseau de neurones (Multicouches).

Le nombre de couches cachées, le nombre de neurones par couche et leurs connexions définissent l'architecture du réseau de neurones. Il n'existe pas de procédure rigoureuse permettant de définir l'architecture d'un RNA pour un problème donné. Plusieurs architectures peuvent conduire à des résultats comparables en termes de performance. Il convient alors de sélectionner l'architecture la plus simple au regard d'un objectif fixé.

### 2.3.5.2 Topologies

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Selon le sens du transfert de l'information dans un réseau, on peut définir deux grandes catégories de connexions, réseau non bouclé (statique ou réseau à couche) et réseau bouclé (dynamique ou récurrent).

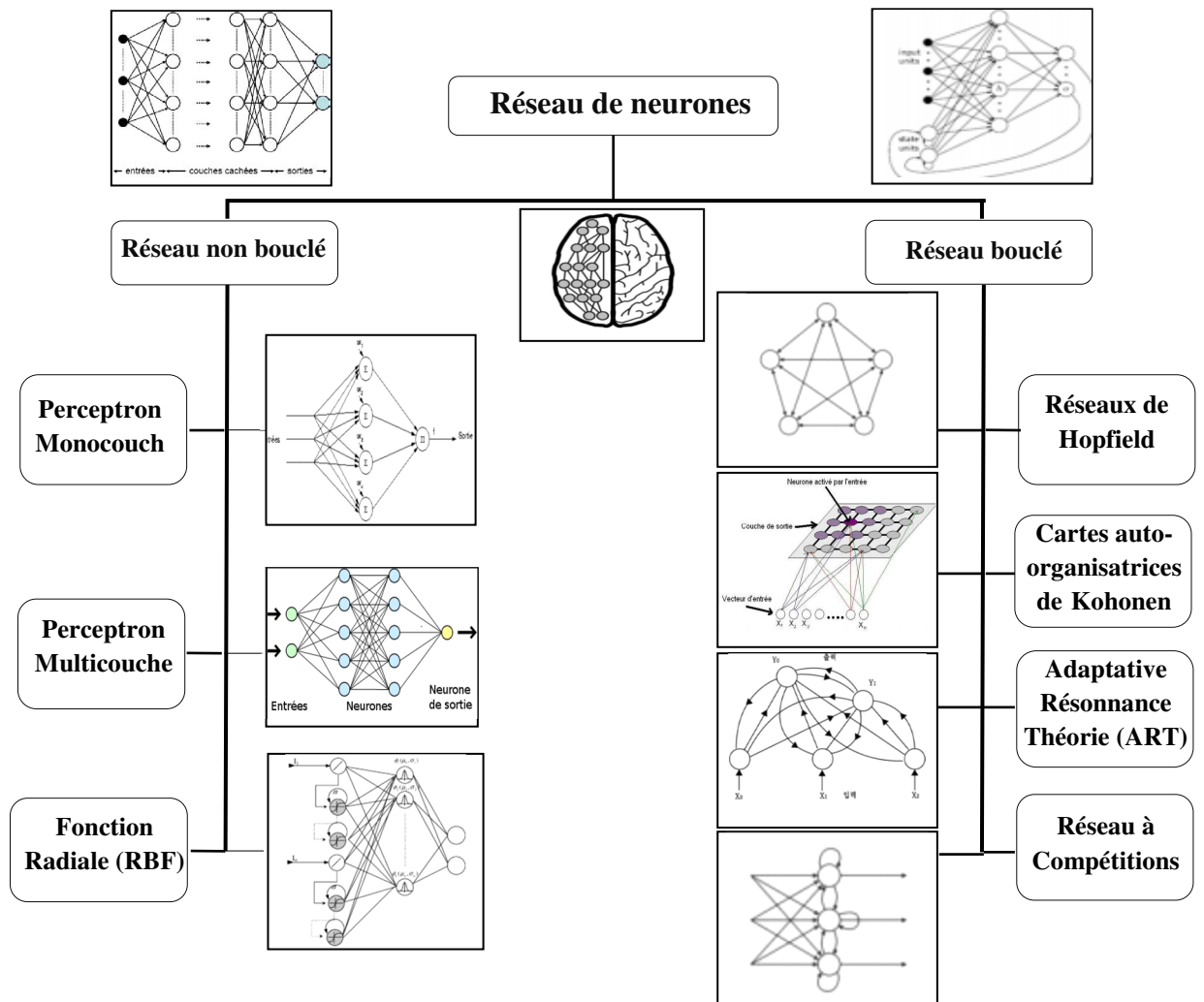


Figure 2.5 : La topologie des réseaux de neurones.

a. Les réseaux de neurones statiques ou non bouclé "feed forward":

Appelés aussi "réseaux de type Perceptron", ce sont des réseaux de neurones dans lesquels le signal se propage couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par une ou plusieurs couches cachées ou par aucune, sans retour en arrière, le temps ne jouant aucun rôle fonctionnel. Un réseau de neurone non bouclé réalise une ou plusieurs fonction des ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones [105]. Dans le contexte de ce travail, c'est le réseau statique non bouclé qui est utilisé.

b. Réseaux de neurones dynamiques ou réseaux bouclés "feed back"

Appelés aussi "réseaux récurrents", ce sont des réseaux de neurones dans lesquels il y a une liaison vers l'arrière (Figure.2.5). Un réseau de neurone bouclé à temps discret réalise une ou plusieurs équations non linéaires, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et de retard associés à chacune des connexions. Ainsi la fonction d'activation peut circuler le long de ces boucles et affecter le réseau pendant une période arbitrairement longue. Pour cette raison les comportements des réseaux récurrents sont potentiellement plus complexes que ceux des réseaux à couches [105].

2.3.5.3 Apprentissage : types et algorithmes

L'apprentissage d'un RNA consiste à ajuster les poids et les biais de sorte pour minimiser l'erreur entre les sorties prédites par le RNA et les sorties visées (base de données) pour certaines conditions soient vérifiées. L'algorithme d'apprentissage est de deux types: l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé. L'apprentissage non supervisé signifie que la sortie désirée n'est pas connue, le système est fourni par un ensemble de faits (exemples), il doit atteindre seul à un état stable avec un certains nombre d'itérations. L'apprentissage supervisé, s'effectue sous le contrôle d'un expert. Il doit disposer d'un comportement de référence précis pour pouvoir l'inculquer au réseau neuronal, le but de cet apprentissage est la visualisation ou l'analyse des données. Le deuxième type c'est l'apprentissage supervisé. Cet apprentissage signifie que le réseau de neurones connaît la sortie désirée et l'ajustement des coefficients de poids est fait de telle façon que les sorties calculées et désirées sont aussi proches que possible. Généralement, les règles d'apprentissage supervisé sont des formes de descente du gradient [106-108].

Plusieurs algorithmes d'apprentissage par rétro-propagation existent: Descente de gradient avec rétro-propagation linéaire adaptative (GDA), Descente de gradient avec momentum (GDM), Descente de gradient avec momentum et rétro-propagation linéaire adaptative (GDX), Rétro-propagation résiliente (RP), rétro-propagation du gradient conjugué de Fletcher-Powell (CGF), rétro-propagation du gradient conjugué de Polak-Ribiere (CGP), algorithme du gradient conjugué de Poweil-Beale (CGB), Rétro-propagation du gradient; conjugué réduit (SCG), BFGS Rétro-propagation de quasi-Newton (BFG), Rétro-propagation d'une étape de la sécante (OSS), algorithme de Levenberg-Marquart (LM) [109]. L'apprentissage supervisé par rétro-propagation est une clé de développement et un choix populaire pour les chercheurs dans différentes applications de modélisation du processus [106-108]. Dans ce qui suit, les algorithmes de rétro-propagation standard et Levenberg-Marquart sont brièvement présentés.

#### a- Apprentissage de Rétro-propagation standard

Il y a plusieurs algorithmes d'apprentissage pour le RNA. Jusqu'à présent, l'algorithme de rétro-propagation est le plus utilisé pour l'évaluation des problèmes de génie civil notamment en technologie des bétons parce qu'il a une approximation des solutions optimale et une précision de prédiction élevée. L'algorithme de la rétro-propagation est un algorithme de gradient itératif conçu pour minimiser un critère quadratique d'erreur entre la sortie obtenue d'un réseau multicouche et la sortie désirée [102].

Il s'agit à l'itération  $n$ , de calculer la matrice  $\frac{\partial E_n}{\partial W_n}$  définie comme le gradient de l'erreur  $E_n$  par rapport aux poids  $W_n$ , de la dernière couche vers la première. On calcule alors la matrice des poids actualisée  $W_{n+1}$  selon la relation suivante où  $\eta$  constitue le pas de descente :

$$W_{n+1} = W_n - \eta \frac{\partial E_n}{\partial W_n} \quad (2.1)$$

Cette procédure est itérée afin de réduire progressivement l'erreur commise par le RNA. Elle est interrompue lorsque le critère d'arrêt de l'algorithme d'apprentissage est atteint. En effet, l'algorithme nécessite une fonction continue, non-linéaire et différentiable comme fonction de transfert du neurone.

L'avantage principal de l'apprentissage par retro-propagation standard réside dans la simplicité de sa mise en œuvre, mais son inconvénient est dans le temps important nécessaire à l'apprentissage (lenteur de convergence). En outre, la convergence des

RNA dépend fortement du taux d'apprentissage ( $\eta$ ) [110, 111]. Ces limites ont conduit au développement d'un algorithme d'optimisation plus élaboré : l'algorithme de rétro-propagation de Levenberg-Marquardt.

#### b- L'algorithme de rétro-propagation de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) est un standard pour l'optimisation de l'erreur quadratique due à ses propriétés de convergence rapide et de robustesse. Cet algorithme fait appel aux dérivées secondes de la fonction de coût par rapport aux poids du RNA. Cette méthode s'appuie sur les techniques des moindres carrés non-linéaires et de l'algorithme de Gauss-Newton à voisinage restreint [112].

En effet, cette méthode tend vers celle de Newton pour une valeur de  $\mu_{q+1}$  petite mais qui est équivalente à la méthode du gradient « DELTA généralisé »  $\eta = \frac{1}{\mu_{q+1}}$  pas pour une valeur de  $\mu_{q+1}$  grande. Le Hessien est toujours défini positif ce qui assure la convergence vers un minimum de la solution. Par contre, le volume de calculs nécessaires à chaque itération de cet algorithme croît rapidement avec le nombre de paramètres. Dans Matlab, on retrouve cet algorithme dans la fonction « trainlm ».

Concernant l'arrêt du processus d'apprentissage, le critère le plus simple consiste à fixer un nombre maximum d'itérations, définissant ainsi une limite supérieure sur la durée de l'apprentissage. Un deuxième critère commun consiste à fixer une borne inférieure sur le coefficient de corrélation R.

#### c- Mesure de performance d'un modèle du réseau de neurones

La performance d'un modèle de réseaux de neurones artificiels peut être évaluée en utilisant différentes expressions, notamment:

- 1) l'erreur quadratique moyenne MSE

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2 \quad (2.2)$$

- 2) la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2} \quad (2.3)$$

3) la valeur moyenne des erreurs MAE

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |d_i - y_i| \quad (2.4)$$

4) le coefficient de détermination  $R^2$

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2}{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (d_i - d_i^T)^2} \quad (2.4)$$

Avec  $d_i$  : la variable désirée et  $y_i$  la variable calculée par le modèle et  $N$  le nombre de données d'entrée.

La RMSE donne une indication quantitative sur l'erreur de simulation obtenue pendant la phase de modélisation. Le coefficient de détermination  $R^2$  représente la proportion de variation de la valeur de sortie qui est expliquée par le modèle. Les valeurs idéales pour RMSE et  $R^2$  sont 0 et 1 respectivement.

#### 2.4 Principaux travaux du réseau de neurones dans le domaine de génie civil

Ces dernières années, il y a eu un intérêt croissant pour les RNs. Ces derniers trouvent des applications presque dans toutes les branches de la science et de l'ingénierie pour résoudre des problèmes d'optimisation, de classification, d'identification, et de prévision. Les applications des RNs en génie civil ont connu une large utilisation vers la fin des années 80. Plusieurs travaux de recherches ont montré clairement l'efficacité et les possibilités d'application des modèles de RNs en résolvant des problèmes de structures, de géotechnique et technologie de béton, etc [113-117]. On peut même les combiner avec d'autres techniques telles que les algorithmes génétiques ou la logique floue pour avoir des modèles de prédiction plus fiables [118-120]. La majorité des chercheurs utilisent des réseaux multicouches à Retro-propagation pour développer leurs modèles, en raison, principalement, de sa simplicité. Par la suite, plusieurs travaux, touchant aux différentes spécialités de discipline, ont été entrepris par plusieurs chercheurs; nous allons en présenter quelques uns.



#### 2.4.1 Dans les problèmes des structures et des constructions

Les structures et les constructions en génie civil posent une variété de problèmes simples et complexes. Plusieurs recherches ont utilisé les RNA pour l'analyse, la résolution ou la modélisation de ces problèmes.

Langis et al. [121] citent son rapport, les travaux de Wu et al. qui ont déterminé le niveau d'endommagement des membrures d'un bâtiment à trois étages, en utilisant un réseau neurone à rétro-propagation basant sur une série d'analyses dynamiques d'un bâtiment soumis à une sollicitation sismique pour différents niveaux d'endommagement de la structure. Ils concluent que l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour l'évaluation de l'endommagement des structures est un axe de recherche prometteur, et aussi Langis et al. [121] présentent le résultat de la recherche de Barai et Pandey concernant la détection de l'endommagement dans les membrures d'un pont en treillis à l'aide de réseaux de neurones. Ils simulent alors la réponse dynamique d'un pont sollicité par une charge mobile ponctuelle progressant à vitesse constante. Les auteurs arrivent à la conclusion qu'un grand nombre de points de mesure et d'exemples d'apprentissage ne donnent pas nécessairement de meilleurs résultats qu'un petit nombre.

Ko et al. [122] ont développé un schéma à trois phases pour la détection des dommages d'un pont suspendu à partir des mesures des caractéristiques modales. La stratégie de diagnostic a pour but de détecter l'occurrence, la position et l'étendue de l'endommagement. Un réseau de neurones de type perceptron multicouches est, alors, utilisé dans ce cas. Elcordy et al. [123] ont utilisé les réseaux de neurones pour diagnostiquer les états d'endommagement obtenus expérimentalement à partir d'une série de tests sur une table vibrante d'un cadre en acier de cinq étages.

Min et al. [124] ont proposé un outil d'analyse basé sur les RNA pour identifier les dommages sensibles à des gammes de fréquences de manière autonome et de fournir des informations détaillées telles que le type et la gravité des dommages. Lautour et Omenzetter [125] ont proposé une méthode de prédiction des dommages sismiques en utilisant le RNA qui peut être appliqué à une catégorie plus large de structures soumises à divers mouvements du sol.

Xu et Humar [126] ont développé un nouvel algorithme pour détecter et déterminer la magnitude de dommages et l'ont appliqué sur un pont à poutres en utilisant les réseaux de neurones.

Mehrotra et al. [127] ont proposé une méthode basée sur la classification d'images à l'aide d'un réseau de neurones. Les images avant et après le tsunami, de la zone côtière japonaise, sont d'abord classées à l'aide d'un réseau de neurones. L'évaluation de la précision de la méthode montre que les résultats obtenus sont tout à fait satisfaisants.

Badaoui et al. [128] ont développé un modèle pour l'évaluation de l'excentricité accidentelle due à toute source conduisant à une différence entre les rigidités et les masses, calculées et réelles, dans la structure, et ce en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA) couplés avec la simulation Monte-Carlo. Les résultats obtenus montrent que les excentricités accidentelles calculés par le modèle de RNA sont proches aux excentricités accidentelles cibles.

#### 2.4.2 Dans les problèmes de géotechnique

Comme nous avons dit précédemment, la méthode RNA peut résoudre les problèmes complexes. La difficulté et la complexité des problèmes présents dans le sol tels que, la réponse sismique du sol, la liquéfaction, les fondations, l'amélioration des sols ...etc., poussent les chercheurs à utiliser cette technique d'où la réalisation de plusieurs travaux de recherches.

Wang et Rahman [129] ont développé un modèle de RNA pour le problème de liquéfaction induite par le séisme. Un modèle de réseau de neurone est développé pour prédire les déplacements horizontaux du sol. Les auteurs estiment, d'après les résultats que les RNA sont des outils simples et fiables de prédiction du taux de déplacement du sol horizontal.

Les travaux de Vassileva [130] présentent les résultats d'une recherche effectuée dans le domaine de la prédiction du mouvement sismique du sol en utilisant les réseaux de neurones artificiels. Dans cette étude, les enregistrements de 100 tremblements de terre sont utilisés. Ils sont tous mesurés dans une zone géographique raisonnablement petite en Californie. Ils ont été analysés afin d'en extraire des caractéristiques qui seraient capables de représenter les séismes d'une façon plus synthétique que l'enregistrement complet. Un réseau de neurones effectuant la compression des enregistrements a été alors proposé. On a aussi cherché un deuxième réseau pour relier les sismographes aux spectres de réponse.

Kuo et al. [131] ont développé un modèle de RNA pour la prédiction de la capacité portante de la semelle filante sur un sol cohérent multicouche. Les résultats obtenus montrent la capacité du modèle RNA pour prédire la capacité portante avec une grande précision comparablement aux autres méthodes utilisées dans cette étude.

Dans les travaux de Xue et al. [132], un modèle de réseau de neurones intégré, appelé Système d'Inférence Adaptatif Neuro Floue (ANFIS), est développé pour l'évaluation du potentiel de liquéfaction. Le modèle est formé avec de grandes bases de données de cas de liquéfaction. Neuf paramètres tels que la magnitude du tremblement de terre, la nappe phréatique, la contrainte verticale totale, la contrainte verticale effective, la profondeur, l'accélération maximale à la surface du sol, le rapport de contrainte cyclique, la taille moyenne des grains et la résistance mesurée ont été utilisés comme paramètres d'entrée. Les résultats ont révélé que le modèle ANFIS est une approche assez prometteuse pour la prédiction du potentiel de liquéfaction du sol et est capable de représenter la relation complexe entre les propriétés sismiques des sols et leur potentiel de liquéfaction.

#### 2.4.3 Dans la technologie du béton

Plusieurs chercheurs ont appliqué la technique de réseaux de neurones artificiels pour la prévision des différentes propriétés du béton à l'état frais, à l'état durci et aussi pour l'étude de la durabilité. Dans ce qui suit, quelques exemples d'utilisation de RNA en technologie du béton.

##### 2.4.3.1 Propriétés du béton à l'état frais

L'ouvrabilité dans la technologie du béton est l'une des principales propriétés qui doivent être satisfaites. L'étude de l'ouvrabilité d'un béton par les RNA a été faite pour des bétons ordinaires, des bétons avec ajout, des bétons à hautes performances et des bétons auto plaçant. Un modèle de réseaux de neurones artificiels est élaboré par Jain et al. [133] pour la modélisation et l'analyse de l'affaissement du béton. Bai et al. [134] ont développé un modèle de réseaux de neurones artificiels capables d'établir effectivement la prévision de l'ouvrabilité d'un béton contenant le metakaolin et les cendres volantes. Les paramètres de l'ouvrabilité que le modèle peut prédire sont l'affaissement, le facteur de compaction et le temps d'essai vébé. Le comportement d'affaissement d'un béton contenant le laitier de haut fourneau et les cendres volantes a été étudié par Yeh [135] pour explorer la relation non linéaire entre les différentes composantes du béton et l'affaissement de ce dernier.

Moini et al. [136] ont étudié l'effet de la température sur la valeur d'étalement du béton conventionnel en utilisant la technique des RNA.

Des modèles de RNA pour l'estimation de l'affaissement d'un béton à hautes performances ont été développés [137, 138]. Yeh [137] a utilisé les réseaux de neurone pour former un modèle de prévision de l'ouvrabilité d'un béton à hautes performances. Le but de ce travail est de quantifier l'effet du taux des différents ingrédients sur l'ouvrabilité du béton, pour cela deux méthodes sont utilisées : la modélisation avec régression du deuxième ordre et les réseaux de neurones.

Les bétons auto-plaçant sont des bétons spéciaux très fluides, dont la spécification est de se mettre en place sous l'effet de leur poids propre sans apport de vibration externe ou interne. Plusieurs modèles de réseaux de neurones ont été réalisés pour étudier les différentes propriétés du BAP à l'état frais telles que l'ouvrabilité et le temps de prise.

Nehdi et al. [139] ont étudié les performances des bétons autoplaçants en prévoyant leurs propriétés par un système de RNA à base de l'algorithme Levenberg Marquadt de Rétro-propagation. Cette étude présente la première tentative pour prévoir les propriétés des bétons autoplaçant frais et durci rendues complexes par les phénomènes de ségrégation et de ressuage.

Gowda et Pascal [140] ont étudié les différentes propriétés du béton autoplaçant renforcé avec des fibres d'acier. Un modèle de réseau de neurones artificiels de rétro-propagation avec un apprentissage supervisé a été utilisé pour prédire l'étalement,  $T_{500}$  d'étalement, L-box (essai de boîte en L), U-box (essai de boîte en u), V-funnel (essai d'entonnoir). Un autre modèle de réseau de neurone a été développé pour prédire l'ouvrabilité du béton (l'affaissement, l'étalement et le temps V-funnel) [141].

Récemment, Chandwani et al. [142] ont appliqué les RNA pour prédire l'affaissement du béton prêt à l'emploi. Ils ont utilisé les poids de connexions du réseau de neurones pour calculer l'importance relative de chaque constituant sur l'affaissement du béton. D'une autre part, les paramètres rhéologiques les plus courants du béton fluide, utilisés pour désigner la maniabilité, sont le seuil de cisaillement et la viscosité plastique comme défini par l'équation Bingham.

#### 2.4.3.2 Propriétés du béton à l'état durci (résistance)

La résistance à la compression d'un béton est une propriété mécanique majeure et importante. La prévision de cette propriété par la technique des réseaux de neurone artificiel, a été établie par plusieurs chercheurs. Des modèles de réseaux neuronaux artificiels pour prédire la résistance en compression des bétons contenant du métakaolin et des fumées de silice ont été développées par Sarıdemir [143].

Des études se concentrant sur l'effet du taux de remplacement des cendres volantes et des fumées de silice sur la résistance du béton, par réseaux de neurones, ont été effectuées par Pala et al. [144]. La relation entre les propriétés du mortier de ciment, obtenues par des techniques de traitement d'images numériques, et des résistances à la compression, a été mise en place à l'aide de l'analyse par RNA.

Demir [145] a utilisé des réseaux de neurones artificiels pour prédire le module d'élasticité du béton à résistances normale et élevée. Les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés pour prédire la résistance à la compression d'un béton à hautes performances [146]. Rajasekaran et Amalraj [147] ont développé des modèles de prévision de la résistance à la compression d'un BHP à l'aide d'apprentissage séquentiel du réseau de neurone.

#### 2.4.3.3 Durabilité et autres

Plusieurs recherches ont été réalisées pour étudier la durabilité du béton par RNA. L'approche RNA est utilisée pour prévoir la profondeur de carbonatation du béton [148], la corrosion des armatures [149], la diffusion et la pénétration des chlorures [150] et la dégradation par les acides sulfuriques à diverses concentrations. Ashrafi et Ramezani pour [151] ont calculé le coefficient de diffusion des chlorures d'un béton contenant les fumées de silices pour prédire la durée de vie des structures en béton. Une technique numérique pour le comportement de la carbonatation, utilisant les réseaux de neurones artificiels pour la modélisation de la carbonatation, a été développée par Kwon et Song [152].

#### 2.4.4 Quelques travaux effectués au département de génie civil de Blida

Plusieurs travaux de recherche, effectués au département de génie civil de Blida, témoignent de l'efficacité de cette technique dans modélisation des comportements non linéaires complexes. A titre d'exemple, citons les travaux de Boukhatem Bakhta et al et

Noura Hichem et al.

#### 2.4.4.1 Application des réseaux de neurones pour la prévision des propriétés des bétons avec ajouts

En 2003, Boukhatem [153] a utilisé les réseaux de neurones pour prévoir efficacement les propriétés du béton. L'utilisation de cette approche permet de développer trois modèles de prévision pour l'ouvrabilité, la résistance à la compression des bétons et le coefficient d'efficacité du laitier lorsqu'il est incorporé dans la matrice cimentaire. Tous ces modèles utilisent le réseau multicouche à rétro-propagation. Elle est également établie par une incorporation d'une très grande base de données expérimentale et par un choix approprié des architectures et du processus d'apprentissage utilisés. Cette étude a montré que l'utilisation de ces modèles pour des investigations numériques sur les paramètres affectant les propriétés des bétons est prometteuse. Enfin, l'étude a montré que le coefficient d'efficacité du laitier dépend de l'âge, du taux de substitution et de la composition du béton, ce qui confirme les constatations présentes dans la littérature.

#### 2.4.4.2 Conception d'un système automatisé intégré de connaissances pour les bétons aux ajouts (SAICBA)

En 2011, Boukhatem [154] a développé un prototype de Système Automatisé Intégré de Connaissance pour les Bétons avec Ajouts (SAICBA). Ce système intègre une Base de Données informatisée sur les Bétons aux Ajouts (BDBA), des modèles de réseaux de neurones basés sur l'Approche en Composantes Principales (ACP) pour l'analyse des données et modèles mathématiques. C'est un système intelligent visant à résoudre des problèmes complexes de prévision des propriétés des bétons contenant des ajouts minéraux (laitier, cendres volantes, fumée de silice et pouzzolane naturelle). Il trace une méthodologie pour décrire un modèle de conception d'un mélange de béton pour obtenir les propriétés désirées à l'état frais (ouvrabilité) et à l'état durci (résistance à la compression). L'efficacité des différents ajouts cimentaires par la prévision du coefficient d'efficacité a été réalisée. Le système a été validé par des essais expérimentaux. La puissance du système réside dans sa flexibilité qui peut, de manière significative, réduire l'ampleur de l'expérimentation et la possibilité de son utilisation par des chercheurs avec peu d'expérience dans l'informatique.

#### 2.4.4.3 Un système intelligent pour l'estimation de la vulnérabilité des constructions

En 2011, Noura [155] a proposé une approche basée sur les réseaux de neurones pour évaluer la vulnérabilité d'une construction. Une base de 130 cas de constructions expertisées est utilisée pour la phase d'apprentissage. Les paramètres décrivant ces constructions sont choisis de manière différente pour contenir tous les cas possibles. En effet, une autre base constituant 11 constructions expertisées est utilisée pour comparer les résultats prédits par le système de RNA avec ceux des expertises (résultats cibles). Des conclusions satisfaisantes ont pu être mises en évidence sur l'exactitude de la prédiction de la vulnérabilité.

#### 2.4.4.3 Vers une évaluation intelligente de la vulnérabilité des constructions

En 2017, Noura [156] a étudié l'efficacité des RNA pour une évaluation rapide des dommages structurels après un tremblement de terre. Un ensemble de 3614 bâtiments endommagés est extrait d'une base de données récoltées au cours d'un sondage post-séisme par des techniciens qualifiés (séisme de Boumerdes, Algérie :  $M_w = 6,8$ ; tremblement de terre du 21 mai 2003). La comparaison entre les dommages prédits et observés montre que la meilleure architecture du réseau de neurones correspond à une couche de cachée et la fonction «tangente hyperbolique» comme fonction d'activation. Les RNA développés donneront la possibilité de déterminer les dommages structuraux globaux à partir des dommages observés sur chacune des composantes constitutives de la structure.

### 2.5 Conclusion

Ce chapitre a permis de rappeler les propriétés principales des réseaux de neurones RNA utilisés dans la suite de ce travail. Les RNA représentent un des domaines de recherche dus à leurs capacités d'apprentissage, de généralisation, de traitement parallèle et d'approximation. Ces propriétés ont fait de ces réseaux un outil robuste pour évaluer tous les problèmes d'ingénierie, d'optimisation, de classification, d'identification et de prévision. Par conséquent, beaucoup de travaux de recherche en génie civil montre les performances et les possibilités d'application des modèles de RNA qui résolvent les différents problèmes de structure, de géotechnique et des bétons.. etc.

La préparation de la base de données représente une des étapes principales dans la construction d'un modèle de réseau de neurones. Cette dernière fera l'objet du chapitre suivant.

## CHAPITRE 03

# CONSTRUCTION LES BASES DE DONNEES POUR LES MODELES DEVELOPPES



## CHAPITRE 03

### CONSTRUCTION LES BASES DE DONNEES POUR LES MODELES DEVELOPPES

#### 3.1 Introduction

La préparation de la base de données représente actuellement un élément fondamental pour réussir l'élaboration d'un modèle de prédiction. Le but de ce chapitre est de construire cinq bases de données, quatre pour établir les modèles de prédiction l'étalement, le rapport L-box, le temps V-entonnoir et la résistance d'un BAP contenant des fillers de calcaire, et une pour développer le modèle de prédiction la résistance d'un BAP incorporant des fumées de silices.

Les données ont été extraites et rassemblées à partir des résultats expérimentaux des projets de recherche et obtenus de diverses sources disponibles dans la littérature. La performance des modèles est liée directement au nombre et à la fiabilité des données utilisées. L'analyse et le filtrage ainsi que la séparation des données sont les procédures principales de la conception de la base de données pour s'assurer que les informations saisies sont correctes et fiables.

Dans ce chapitre, les aspects détaillés de la collecte et l'analyse de chaque base de données concernant les proportions et les propriétés des bétons auto plaçants BAP avec des fillers de calcaire vont être expliquées.

#### 3.2 Procédure de construction de la base de données

##### 3.2.1 Collecte des données

L'objectif principal de cette étape est de recueillir un nombre suffisant de données pour construire des bases de données, comprenant un ensemble d'informations sur les mélanges du BAP aux fillers de calcaires et fumées de silices pour développer les modèles proposés et pour les tester. Les données ont été recueillies et rassemblées à partir des résultats expérimentaux réalisés dans différents laboratoires à travers le monde et des données obtenues de diverses sources de recherche. Ces données, qui représentent les essais et leurs résultats sous forme de courbes, des graphes ou de tableaux, donnent les propriétés des bétons auto-plaçants.

### 3.2.2 Organisation et filtrage des données

Dans le présent travail, la base des données collectées comprend les données des proportions du constituant et des propriétés des bétons auto-plaçants avec fillers de calcaire et fumées de silice.

Pour l'élaboration des modèles RNA de prédiction des propriétés du BAP à l'état frais (étalement, le rapport L-box, le temps V-entonnoir), les données extraites sont disposées dans un format de six paramètres d'entrée qui couvrent les principaux constituants du BAP tels que rapport eau/liant, la quantité du liant, la quantité fillers de calcaire, les agrégats fins, les agrégats grossiers et le superplastifiant, avec leurs valeurs de propriétés correspondantes en sortie.

Afin développer les modèles d'évaluation de la résistance à la compression, les données sont organisées dans un format de sept et huit paramètres d'entrée pour le BAP avec des fumées de silice et fillers de calcaire respectivement.

Pendant l'évaluation des données, certaines de ces formulations de bétons ont été supprimées à cause de l'insuffisance d'information concernant les compositions, les conditions de durcissement spéciales, la taille de granulats (supérieure à 20 mm) ou sa nature, l'ajout d'autres matériaux (renforcement par des fibres), etc. De même toutes les données rassemblées ont été examinées pour éliminer les duplications possibles des données dues au chevauchement entre les points de donnée. Toutes les unités de mesure, de chaque quantité du constituant, ont été prises à une unité commune.

### 3.3.3 Séparation des données

Il est nécessaire de disposer de deux bases de données afin de développer une application à base de réseaux de neurones : une base pour effectuer l'entraînement et le développement du modèle, une autre pour tester la performance du modèle formé. Afin d'assurer et de contrôler la validité du modèle élaboré, il est souvent préférable de posséder une troisième base de données appelée « base de validation ».

Le nombre limité des données collectées qui incluant simultanément les propriétés du BAP avec fillers de calcaire pousse à prédire chaque propriété séparément. Dans ce contexte, cinq modèles ont été développés dans ce travail :

- **Modèle RNA<sub>1</sub>**: prévision de la résistance à la compression du BAP avec fillers de calcaire
- **Modèle RNA<sub>2</sub>**: prévision de la résistance à la compression du BAP avec fumées de silice.
- **Modèle RNA<sub>3</sub>**: prévision du diamètre de l'étalement du BAP avec fillers de calcaire.
- **Modèle RNA<sub>4</sub>** : prévision du temps V-entonnoir du BAP avec fillers de calcaire.
- **Modèle RNA<sub>5</sub>**: prévision du rapport L-box du BAP avec fillers de calcaire.

### 3.3 Bases de données pour la prévision de la résistance à la compression du BAP par le modèle RNA<sub>1</sub> et le modèle RNA<sub>2</sub>

La résistance à la compression du béton est la propriété mécanique la plus importante pour apprécier la qualité du béton. Pratiquement, l'évolution de cette propriété est réalisée à partir de l'écrasement des éprouvettes cubiques ou cylindriques de différents d'âge ou par des essais de contrôle non destructif (scléromètre) (Figure 3.1).



Figure 3.1 appareillages de la mesure la résistance à la compression du béton.

Deux bases de données été collectées ayant 512 et 366 points pour modéliser l'évolution de la résistance à la compression du BAP contenant des fillers des calcaires ou des fumées de silice respectivement à l'aide d'un modèle de réseaux de neurones RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> (Tableau 3.1 et annexe 01). Ces données ont été extraites et rassemblées a partie 49 projets de recherche des différentes sources pour entraîner et tester le modèle RNA<sub>1</sub>, et 25 projets pour aussi l'apprentissage et le teste du modèle RNA<sub>2</sub>, comme le montrent la figure 3.2 et

la figure 3.4. Les données utilisées dans les modèles de réseaux de neurones proposés sont disposés dans un format de huit (08) paramètres d'entrée pour le modèle RNA<sub>1</sub> et (07) sept paramètres d'entrée pour le modèle RNA<sub>2</sub>. Ces paramètres couvrent le rapport eau-liant, la quantité du liant, la quantité d'ajouts (des filler de calcaire pour RNA<sub>1</sub>, fumées de silice pour RNA<sub>2</sub>), les agrégats fins, les gros agrégats, la quantité de superplastifiant, l'âge du spécimen et la classe du ciment (seulement pour RNA<sub>1</sub>). Un paramètres de sortie est prédite la résistance à la compression à du BAP à différents âges. Les valeurs de la résistance à la compression collectées ont été mesurées sur des différents types d'éprouvette, des cubes 10x10x10cm, des cubes 15x15x15cm, des cylindre 10x20cm et des cylindres 15x30 cm. Pour cela, toutes les valeurs sont converties à l'aide de formules empiriques (Equations 3.1 et 3.2) suivantes [157] :

$$f_{\alpha} = f_{10} \left[ 0.58 + 0.42 \left( \frac{10}{\alpha} \right)^{1/3} \right] \quad (3.1)$$

$$f_{cyl} = f_{15} \left[ 0.76 + 0.2 \log_{10} \left( \frac{0.95 f_{10}}{19.6} \right)^{1/3} \right] \quad (3.2)$$

Les valeurs limites pour les paramètres d'entrée et de sortie utilisés dans les modèles RNA<sub>1</sub> RNA<sub>2</sub> sont représentées respectivement, dans le tableau 3.2 et le tableau 3.3. Les paramètres d'entrée sont répartis en différentes gammes sous une forme homogène pour assurer un apprentissage adéquat afin de former le modèle (Figure 3.2).

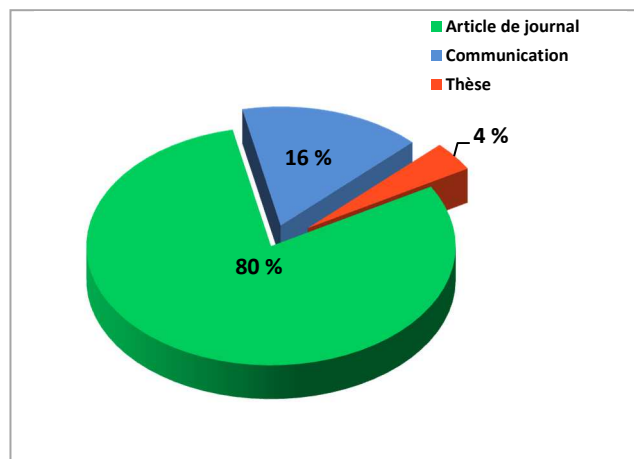


Figure 3.2: Distribution des données suivant la source pour RNA<sub>1</sub>.

Une distribution de données collectées a été faite selon l'année et le lieu de publication par les différents chercheurs dans le monde, concernant le BAP contenant le filler de calcaire comme montre à la figure 3.3. La figure 3.4 illustre la distribution de données selon l'année de publication pour le BAP incorporant la fumée de silice.

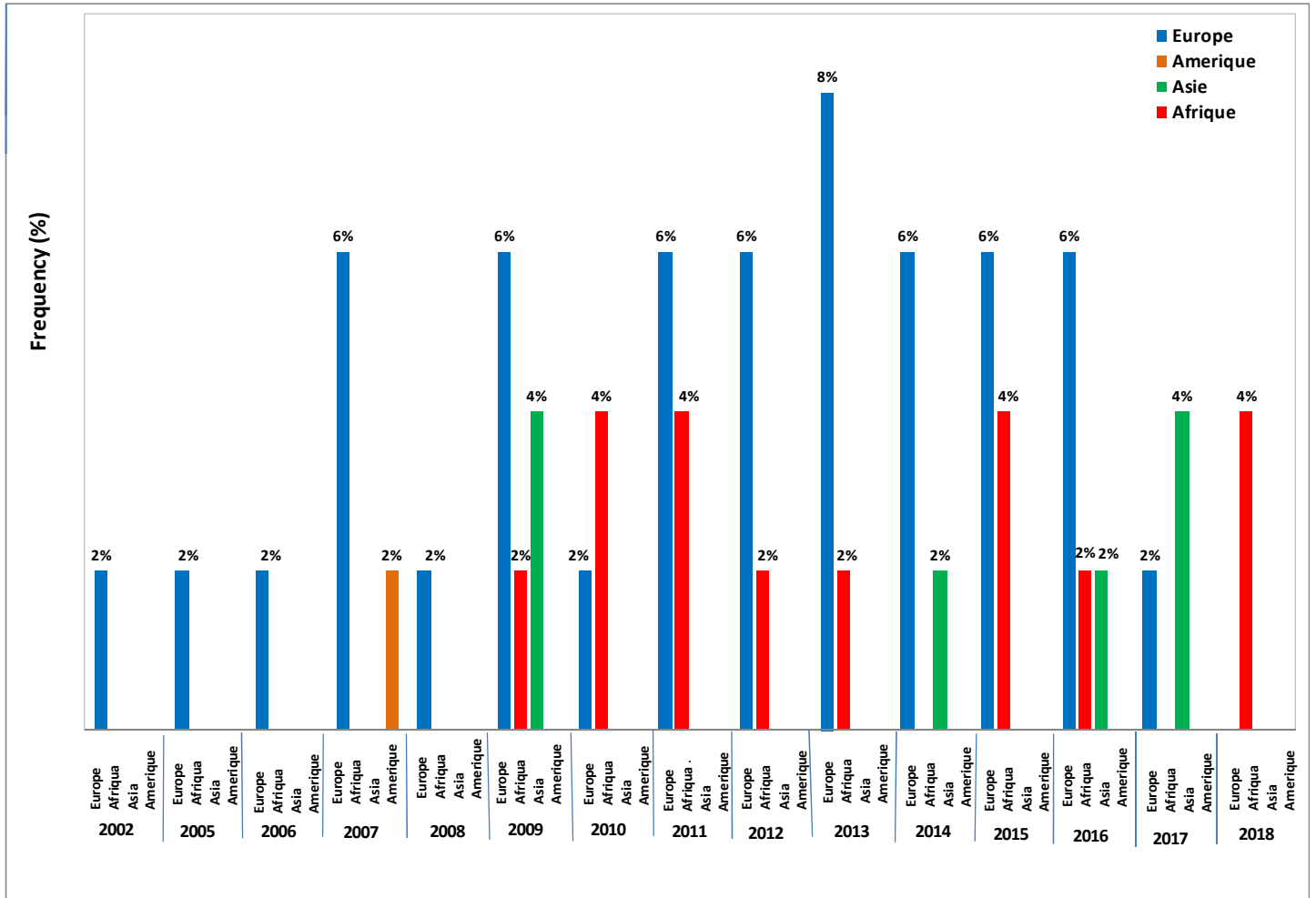


Figure 3.3: Distribution des données suivant l'année et le lieu de publication.

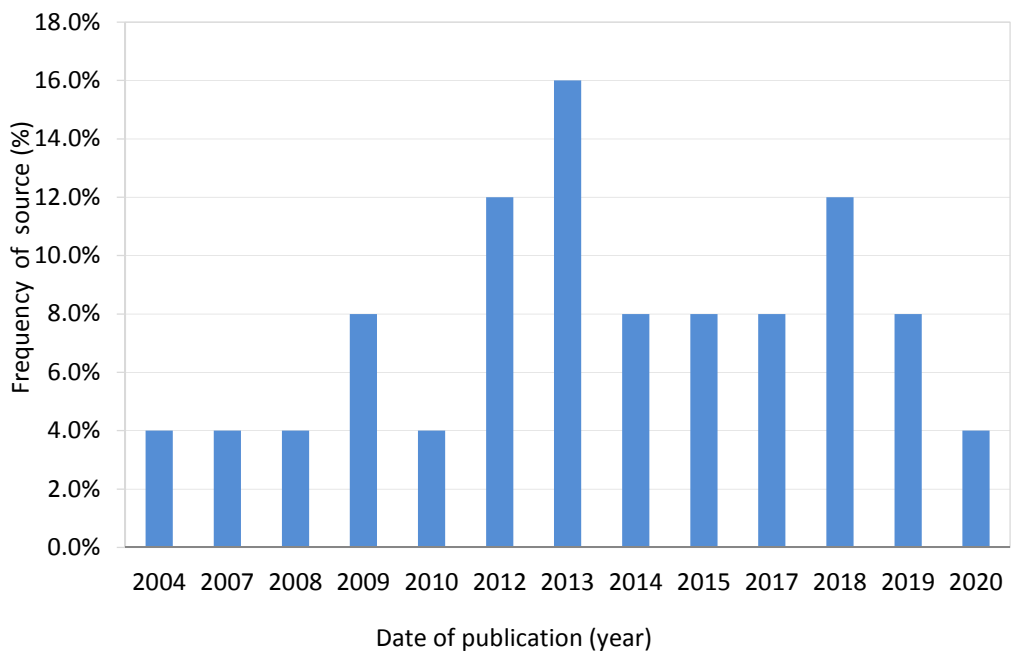


Tableau 3.1 : Organisation de la base de données du modèle RNA<sub>1</sub>

Référence	Année	Nombre de données	Type de référence
Abdelgader et El-baden [158]	2016	5	CC
Almeida Filho <i>et al.</i> [160]	2010	27	AJ
Al-Luhybi A.S [161]	2009	20	AJ
Boel <i>et al.</i> [54]	2007	15	AJ
Behim <i>et al.</i> [162]	2011	16	CC
Bouziani <i>et al.</i> [163]	2012	5	CC
Bradou <i>et al.</i> [164]	2015	16	AJ
Bradou <i>et al.</i> [165]	2016	6	AJ
Felekoglu <i>et al.</i> [166]	2007	15	AJ
Boukhelkhal <i>et al.</i> [167]	2015	4	CC
Desnerck et Schutter. [168]	2012	10	AJ
Elaguab M.Y [169]	2007	9	Th
EL Hillali <i>et al.</i> [46]	2009	10	Th
Frazão <i>et al.</i> [170]	2015	3	AJ
Gesoglu <i>et al.</i> [171]	2012	6	AJ
Ghezal et Khayat [172]	2002	35	AJ
Ghoddousi <i>et al.</i> [173]	2016	7	CC
Grünewald et Schutter [174]	2016	12	CC
Hani <i>et al.</i> [175]	2018	6	AJ
Heirman <i>et al.</i> [176]	2008	5	AJ
Heirman <i>et al.</i> [177]	2009	3	AJ
Helincks <i>et al.</i> [178]	2013	5	AJ
Ioan <i>et al.</i> [179]	2013	8	AJ
Ioan <i>et al.</i> [180]	2015	6	AJ
Ioannis <i>et al.</i> [181]	2013	10	AJ
Mahir <i>et al.</i> [182]	2018	6	AJ
Nepomuceno <i>et al.</i> [183]	2014	29	AJ
Nepomuceno <i>et al.</i> [184]	2016	3	AJ
Moghadam et Khoshbin [185]	2012	15	AJ
Nikbin <i>et al.</i> [186]	2014	8	AJ
Pereira-de-Oliveira <i>et al.</i> [187]	2014	7	AJ
Asteris et Kolovos [188]	2017	5	AJ
Parra <i>et al.</i> [189]	2011	12	AJ
Ramezani pour <i>et al.</i> [190]	2009	17	AJ
R'mili <i>et al.</i> [191]	2009	19	CC
R'mili <i>et al.</i> [192]	2011	12	CC
Sahmaran <i>et al.</i> [193]	2005	2	AJ
Sahmaran <i>et al.</i> [194]	2009	4	AJ
Samouh <i>et al.</i> [195]	2018	8	AJ
Nunes <i>et al.</i> [196]	2006	23	AJ
Sayed <i>et al.</i> [197]	2010	5	AJ
Siad <i>et al.</i> [198]	2010	9	AJ
Siad <i>et al.</i> [199]	2013	6	AJ
Silva <i>et al.</i> [200]	2011	2	AJ
Silva <i>et al.</i> [201]	2013	16	AJ
Tennich <i>et al.</i> [202]	2015	4	AJ
Uysal et Sumer. [49]	2011	12	AJ
Van Der Vurst <i>et al.</i> [203]	2014	12	AJ
Zuo <i>et al.</i> [204]	2018	12	AJ

Tableau 3.2 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et de sortie du modèle RNA<sub>1</sub>

Composants	Minimum	Maximum	Moyenne
<u>Paramètres d'entrée</u>			
Eau / Liant	0.17	0.72	0.34
Liant (kg/m <sup>3</sup> )	304	800	534
Fillers de calcaire (kg/m <sup>3</sup> )	0	449	174
Agrégats fins (kg/m <sup>3</sup> )	621	1172	855
Gros agrégats (kg/m <sup>3</sup> )	430	1074	777
Superplastifiant (kg/m <sup>3</sup> )	0.46	15.75	6.36
Age du specimen (jours)	1	365	/
Classe du ciment	32.5	52.5	/
<u>Paramètre de sortie</u>			
Résistance à la compression (MPa)	0.72	90.95	46.41

Tableau 3.3 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et de sortie du modèle RNA<sub>2</sub>

Composants	Minimum	Maximum	Moyenne
<u>Paramètres d'entrée</u>			
Eau / Liant	0.22	0.51	0.38
Liant (kg/m <sup>3</sup> )	359	702	600
Fumée de silice (kg/m <sup>3</sup> )	0	250	46
Agrégats fins (kg/m <sup>3</sup> )	680	1166	903
Gros agrégats (kg/m <sup>3</sup> )	595	1000	817
Superplastifiant (kg/m <sup>3</sup> )	1.30	15.00	7.21
Age du specimen (jours)	1	365	/
<u>Paramètre de sortie</u>			
Résistance à la compression (MPa)	21.12	106.6	54.01

Les figures 3.5 (a-h) illustrent la distribution de la résistance à la compression du BAP contenant filler calcaire en fonction de chacun des constituants du BAP. On remarque que la résistance à la compression du béton diminue inversement avec l'augmentation du rapport E/L et aussi avec l'augmentation du remplacement de filler calcaire (Figures 3.3 (a-

c)); elle croit proportionnellement avec l'élévation de dosage du liant et aussi avec de pourcentage de super-plastifiant (Figures 3.3 (b-f)). Malgré qu'il y ait quelques des points atypiques susceptibles de perturber la performance du modèle, et que leur suppression n'ait lieu qu'ultérieurement, on constate que la relation entre la résistance à la compression du béton et chaque variable est en cohérences avec la littérature. Cela montre la bonne sélection des données pour construire notre base de données.

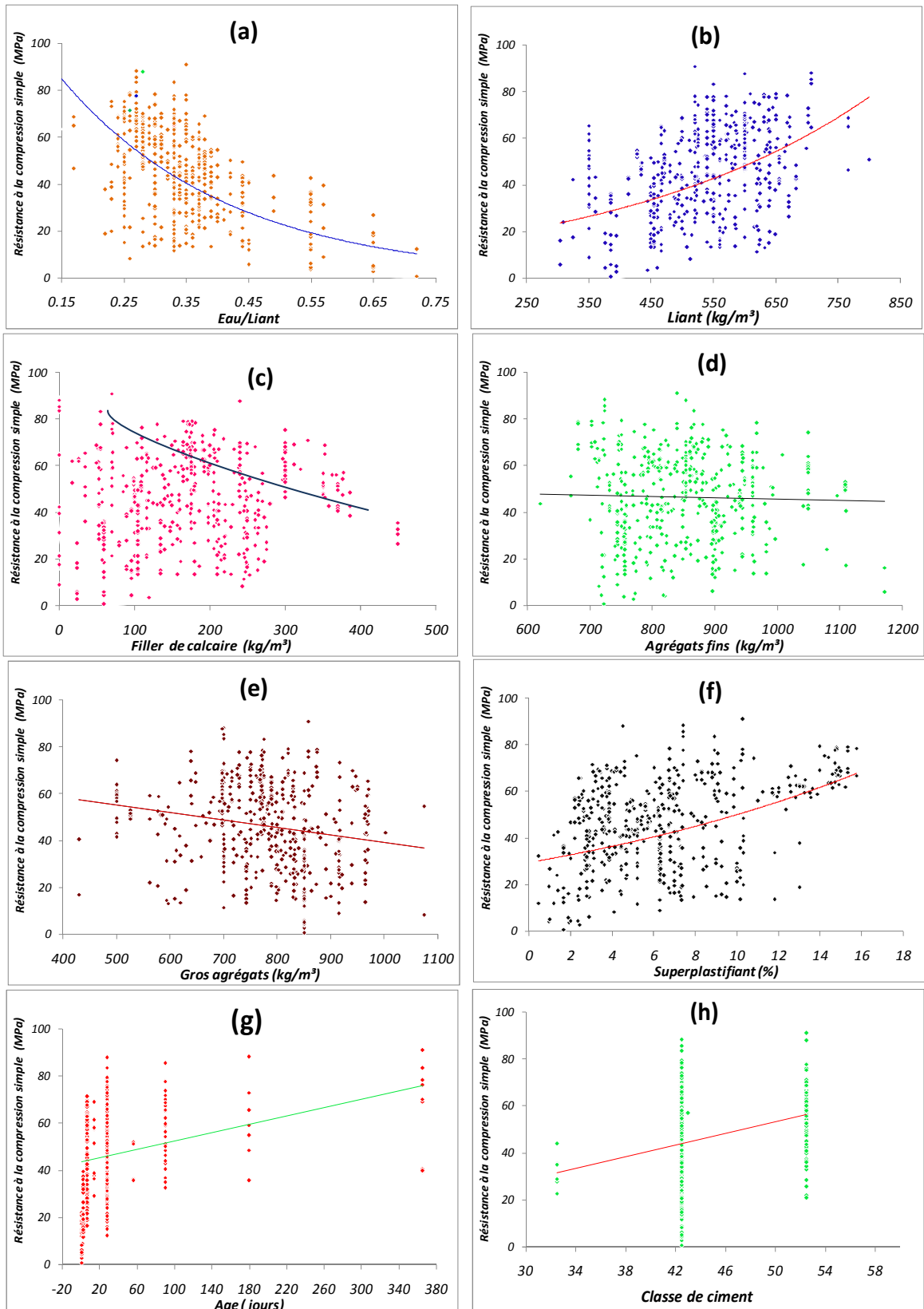




Figure 3.5: Distribution des paramètres d'entrée du Modèle RNA<sub>1</sub> (a) Rapport eau-liant, (b) liant (c) Filler calcaire, (f) Agrégat fins, (e) Gros agrégats, (f) Superplastifiant, (g) Âge et (h) Classe de ciment.

D'une manière générale, la résistance à la compression simple diminue avec l'augmentation du rapport eau-liant de la durée de cure. Elle augmente avec l'augmentation du dosage de super plastifiant, de la durée de cure et la quantité agrégat fins. Les figures 3.6 (a-f) nous montrent que l'effet de chaque paramètre sur la résistance à la compression simple des BAP est en concordance avec la littérature et qui'il y a peu de points abérants qui peuvent nous perturber les résultats, ce qui nous facilitera la tâche pour le développement de notre modèle.

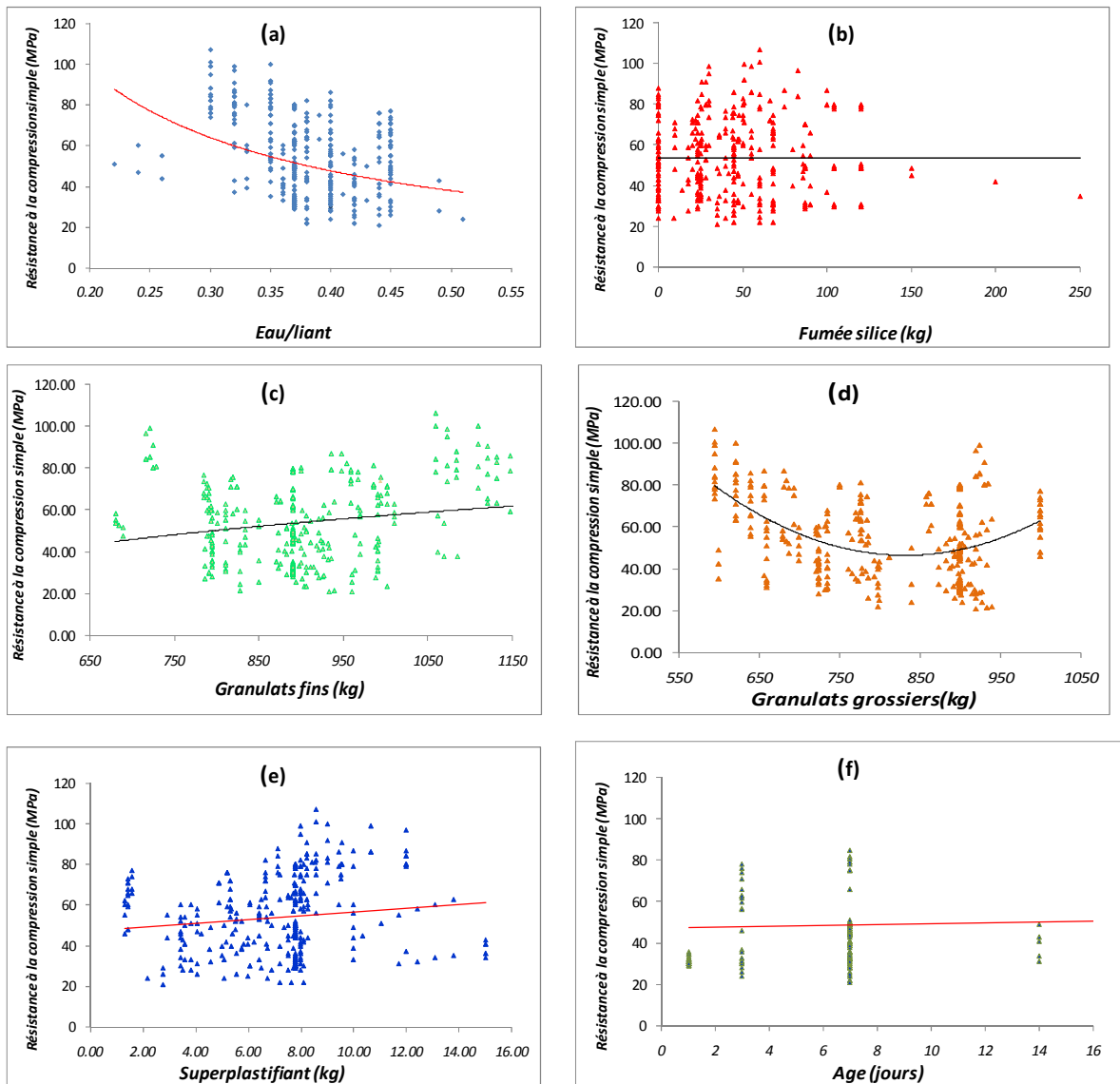


Figure 3.6: Distribution des paramètres d'entrée du Modèle RNA<sub>2</sub> (a) Rapport eau-liant, (b) Fumée silice, (c) Agrégat fins,(d) Gros agrégats, (e) Superplastifiant, et (f) Âge.

### 3.4 Base de données pour la prévision du diamètre de l'étalement du BAP par le modèle RNA<sub>3</sub>

La troisième base de données est consacrée à la prédiction de la propriété la plus importante du béton auto plaçant à l'état frais, "l'étalement". L'étalement permet d'indiquer la capacité de remplissage du béton auto-plaçant en milieu non confiné. L'essai d'étalement au cône d'Abrams est l'essai le plus communément rencontré sur les chantiers comme dans les laboratoires. Cet essai consiste à déterminer le diamètre moyen de la galette de béton frais obtenue après soulèvement du cône préalablement rempli (Figure 3.7). Le plus grand diamètre d'étalement ( $d_1$ ) et le diamètre de l'étalement perpendiculaire ( $d_2$ ) sont mesurés, l'étalement étant le diamètre moyen.



Figure 3.7 Essai d'étalement au cône d'Abrams.

Dans l'objectif de calculer et de prédire l'étalement à travers le modèle numérique (RNA), une base de données de 304 points de 51 auteurs a été élaborée (Tableau. 3.4). La construction la base de données est basée sur 69 projets de recherche précédents de sources différentes (49 articles de journaux, 13 communications et 7 thèses) comme le montre la figure 3.8 :

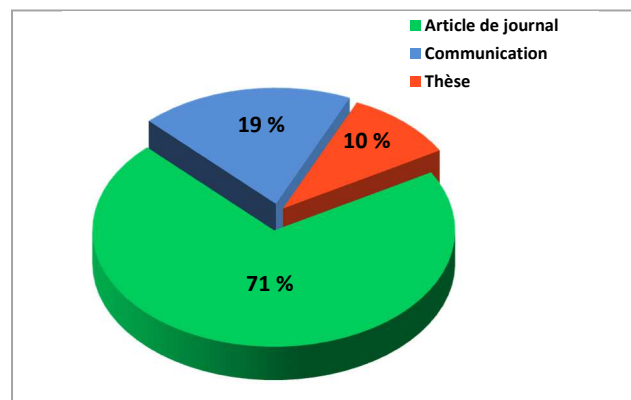


Figure 3.8: Distribution des données suivant la source pour RNA<sub>3</sub>.Tableau 3.4 : Organisation de la base de données du modèle RNA<sub>3</sub>

Référence	Année	Nombre de données	Type de référence	Référence	Année	Nombre de données	Type de référence
Aghabaglou et al. [159]	2013	2	AJ	Guellil M.K [228]	2014	4	Th
Al-Luhybi A.S [161]	2010	4	AJ	Haifi R.M. [229]	2011	2	Th
Assie et al. [205]	2007	3	AJ	Heirman et al. [230]	2003	6	CC
Behim et al. [162]	2011	3	AJ	Heirman et al. [176]	2008	1	AJ
Belkhairi et al. [206]	2014	3	AJ	Heirman et al. [177]	2009	2	AJ
Benaicha M. [207]	2013	11	Th	Helincks et al. [178]	2013	2	AJ
Benaicha et al [208]	2015	6	AJ	Ioan et al. [179]	2013	4	AJ
Benkechkeche et Houari [209]	2011	1	CC	Julio et al. [231]	2006	3	AJ
Bensabti et al [210]	2007	10	AJ	Laifa W. [232]	2015	4	Th
Bensabti S. [211]	2008	6	Th	Mahir et al. [182]	2018	3	AJ
Bermejo et al. [212]	2010	3	CC	Nepomuceno et al. [183]	2014	24	AJ
Beygi et al. [213]	2014	3	AJ	Nepomuceno et al. [184]	2016	7	AJ
Boucetta et al. [214]	2011	2	CC	Moghadam et Khoshbin [185]	2012	5	AJ
Boudra et Lassoued [215]	2011	5	Th	Nikbin et al. [186]	2014	16	AJ
				Pereira-de-Oliveira et al. [187]	2014	8	AJ
Bouhamou et al. [216]	2008	4	AJ	Madandoust et al. [233]	2015	5	AJ
Bouhamou et al [217]	2009	2	CC	Ramezani pour et al. [190]	2009	2	AJ
Bouhamou et al [218]	2011	3	AJ	R'mili et al. [191]	2009	4	CC
Bouhamou et al [219]	2013	1	AJ	Roziere et al. [234]	2007	4	AJ
Bouzoualegh et Bouteme [220]	2012	3	CC	Sahmaran et al. [193]	2005	2	AJ
Felekoglu et al. [166]	2007	3	AJ	Samouh et al. [195]	2018	2	AJ
Bradou et al. [164]	2015	12	AJ	Nunes et al. [196]	2006	14	AJ
Bradou et al. [165]	2016	5	AJ	Siad et al. [198]	2009	1	AJ
Boukezzoula et al. [221]	2015	2	CC	Siad et al [199]	2013	1	AJ
Dadsetan et Bai [222]	2017	2	AJ	Silva et al. [200]	2011	2	AJ
Desnerck et Schutter [168]	2012	1	AJ	Silva et al. [201]	2013	2	AJ
Elaguab M.Y [169]	2007	4	Th	Silva et al. [235]	2015	1	AJ
EL Barrak et al. [223]	2005	5	CC	Taleb et al. [236]	2012	4	CC
El Mir et Nehme [224]	2015	2	AJ	Turcy et al. [237]	2004	5	CC
Elyamanya et al. [225]	2014	3	AJ	Turcy et al. [238]	2006	4	AJ
Gesoglu et al. [171]	2012	4	AJ	Turgut et al. [239]	2011	4	AJ
Ghezal et Khayat [172]	2002	6	AJ	Uysal et Sumer. [49]	2011	4	AJ
Ghoddousi et al. [226]	2014	1	AJ	Van Der Vurst F et al. [203]	2014	4	AJ
Ghoddousi et al. [173]	2016	2	CC	Van Der Vurst F et al. [240]	2017	9	AJ
Ghomari et al. [227]	2011	8	AJ	Zitouni et al. [241]	2016	4	CC
Nombre total des données				<b>304</b>			
Nombre total des auteurs				<b>51</b>			

AJ : Article de journal; CC : Communication de conférence ; Th : Thèse

La gamme des constituants dans les bétons aux ajouts est indiquée dans le tableau 3.5. Pour avoir une idée sur le comportement de l'étalement vis à vis à constituants du BAP, les figures 3.9 (a-f) ont été tracées à l'aide de MATLAB R2016b. On y constate que l'étalement augmente avec l'augmentation du rapport E/L et aussi avec l'augmentation du pourcentage de super-plastifiant. Il diminue avec la quantité de liant.

Bien qu'il y ait des points aberrants qui peuvent perturber la performance du modèle, et qu'on ne puisse les supprimer et ainsi la relation entre l'étalement et chaque paramètre est en concordance avec la littérature. Cela explique le bon choix des données pour élaborer la base de données du modèle.

Tableau 3.5 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et de sortie du modèle RNA<sub>3</sub>

Composants	Minimum	Maximum	Moyenne
<u>Paramètres d'entrée</u>			
Eau / Liant "E/L"	0.22	0.57	0.34
Liant (kg/m <sup>3</sup> )	325	702	552
Filler de calcaire (%) (% masse de Liant)	0	66.92	29.05
Agrégats fins (kg/m <sup>3</sup> )	609	1042	816
Gros agrégats (kg/m <sup>3</sup> )	546	1021	791
Superplastifiant (%) (% masse de ciment)	0.35	6.19	1.89
<u>Paramètre de sortie</u>			
Etalement (mm)	615	835	694

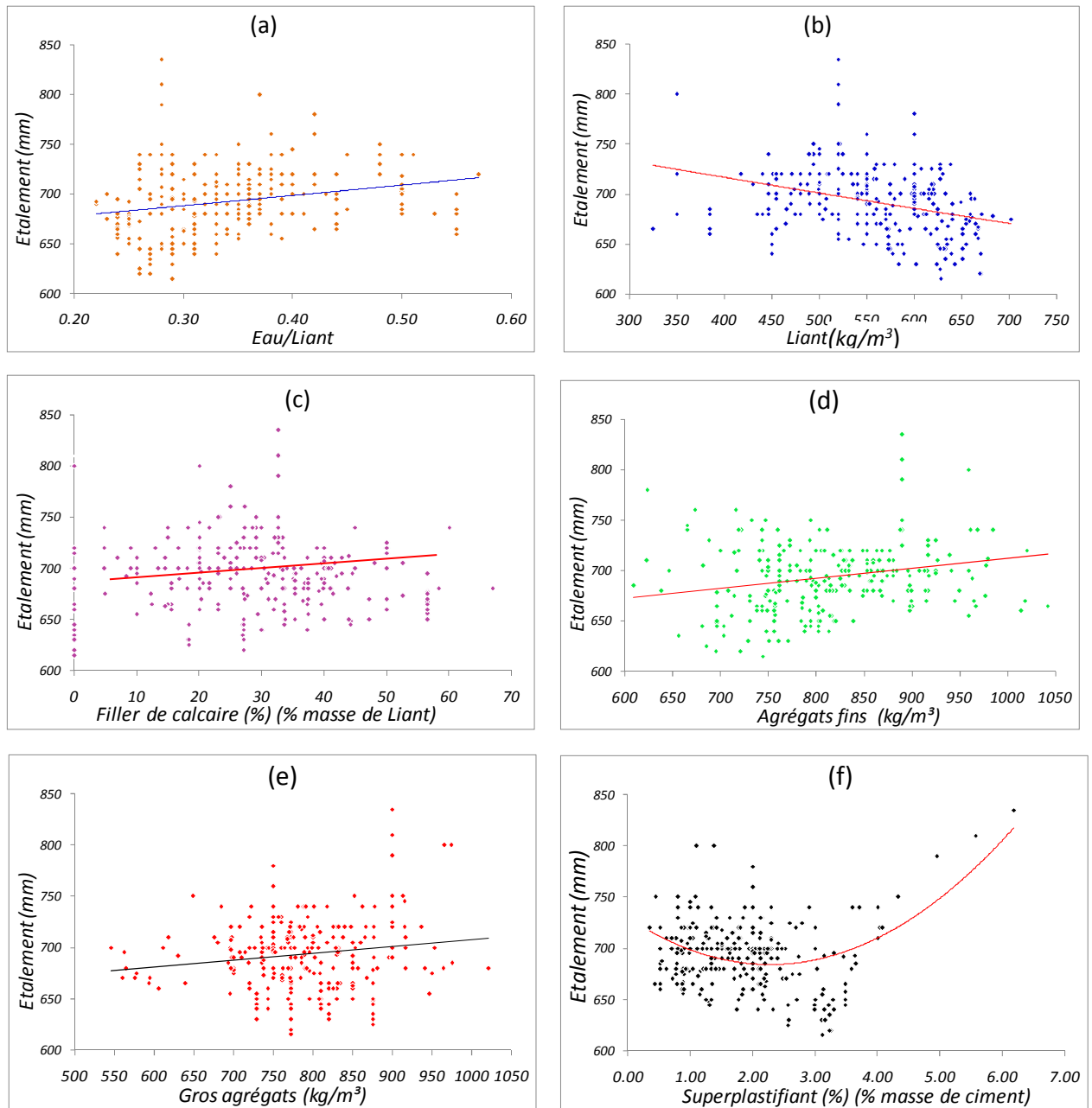


Figure 3.9 : Distribution des paramètres d'entrées du modèle RNA<sub>3</sub> (a) rapport eau/ liant, (b) liant (c), filler calcaire, (d) agrégats fins, (e) gros agrégats, (f) superplastifiant.

### 3.5 Base de données pour la prévision du temps V-entonnoir du BAP par le modèle RNA<sub>4</sub>

Le temps d'écoulement à l'entonnoir en V permet d'évaluer la capacité de remplissage du béton auto-plaçant et donne une indication sur la viscosité apparente. Un entonnoir en

forme de V est rempli de béton frais afin de mesurer le temps nécessaire en secondes à l'écoulement du béton hors de l'entonnoir (Figure 3.10).



Figure 3.10 : appareillage de mesures du temps d'écoulement à l'entonnoir en V.

Dans cette partie, une base de données a été construite à partir de la littérature (Tableau 3.6) dans le but de déterminer le temps d'écoulement à l'entonnoir en V par la technique des réseaux de neurones. Les données concernant le temps d'écoulement à l'entonnoir en V des BAP aux fillers de calcaire ont été collectées de 43 projets de recherche de différents travaux réalisés (33 articles de journal, 5 communications et 5 thèses) pour établir une base de données de 194 points. La figure 3.11 présente la distribution des données selon le type de la référence.

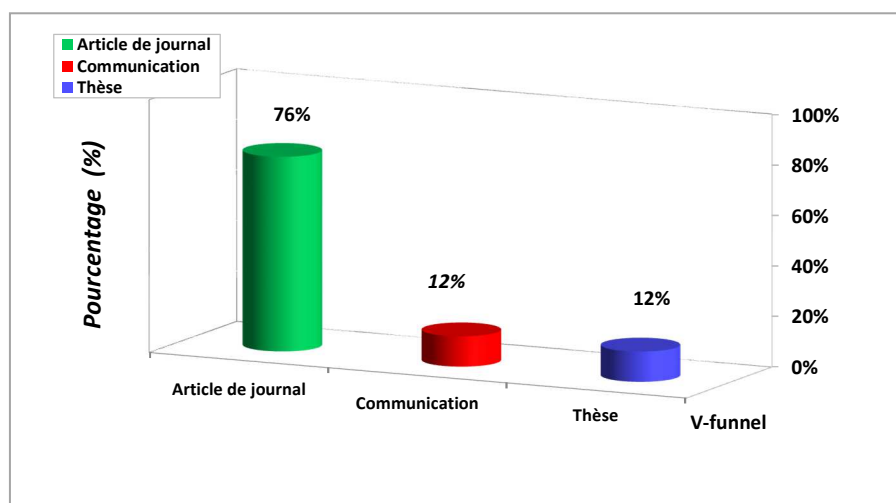


Figure 3.11: Distribution des données suivant la source de données.

Tableau 3.6 : Organisation de la base de données du modèle RNA<sub>4</sub>

Référence	Année	Nombre de données	Type de référence
Abdelgader et El-baden [158]	2016	3	CC
Al-Luhybi A.S. [161]	2009	3	AJ
Behim et al. [162]	2011	3	AJ
Benaicha M. [207]	2013	14	Th
Benaicha et al. [208]	2015	16	AJ
Benkechkeche et Houari [209]	2011	2	CC
Bensabti et Houari [210]	2007	8	AJ
Bensabti S [211]	2008	6	Th
Boudra S. [215]	2014	5	Th
Bouhamou et al. [218]	2011	1	AJ
Bouhamou et al [219]	2013	1	AJ
Bouziani et al. [163]	2012	1	CC
Bradou et al. [164]	2015	4	AJ
Boukezzoula et al. [221]	2015	3	CC
Derabla et Benmalek [242]	2014	1	AJ
Desnerck et Schutter [168]	2012	2	AJ
Gesoglu et al. [171]	2012	3	AJ
Ghomari et al. [227]	2011	3	AJ
Sua-iam G et Makul N [243]	2013	2	AJ
Haifi R.M. [229]	2011	2	Th
Guellil M.K. [228]	2014	3	Th
Heirman et Vandewalle L. [230]	2003	9	CC
Heirman et al [176]	2008	1	AJ
Helincks et al. [178]	2013	1	AJ
Ioan et al. [179]	2013	2	AJ
Ioan et al. [180]	2015	4	AJ
Nepomuceno et al. [183]	2014	25	AJ
Moghadam H.A and Khoshbin O.A. [185]	2012	1	AJ
Nikbin et al. [186]	2014	2	AJ
Pereira-de-Oliveira et al. [187]	2014	6	AJ
Nunes et al. [196]	2006	18	AJ
Siad et al [198]	2010	1	AJ
Siad et al [199]	2013	1	AJ
Silva et al. [200]	2011	3	AJ
Silva et al [201]	2013	4	AJ
Silva et al [235]	2015	4	AJ
Taleb et al. [236]	2012	7	CC
Tennich et al. [202]	2015	2	AJ
Uysal et Sumer. [49]	2011	4	AJ
Van Der Vurst F et al. [203]	2014	6	AJ
Van Der Vurst F et al. [240]	2017	5	AJ
Zuo <i>et al.</i> [204]	2018	2	AJ
<b>Nombre total des données</b>		<b>194</b>	
<b>Nombre total des auteurs</b>		<b>34</b>	

AJ : Article de journal; CC : Communication de conférence ; Th : Thèse

Les gammes des paramètres d'entrée et de sortie et les sources de données utilisées dans la quatrième modèle sont résumés dans le tableau 3.7.

Les figures 3.12 (a-f) ont été tracées pour comprendre le comportement le temps d'écoulement à l'entonnoir en V vis à vis à chaque constituant du BAP. A partir de la distribution des données de chaque figure, on peut constater l'augmentation du temps d'écoulement à l'entonnoir en V avec le croisement du rapport de E/L et aussi avec l'élévation de la quantité de super-plastifiant. Bien qu'il y ait des points atypiques susceptibles de perturber la performance du modèle, mais son élimination n'aura lieu qu'ultérieurement, on voit que la relation entre le temps d'écoulement à l'entonnoir en V du BAP et chaque variable est en concordance avec la littérature. Cela explique le bon choix des données pour établir notre banque de données.

Tableau 3.7 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et de sortie du modèle RNA<sub>4</sub>

Composants	Minimum	Maximum	Moyenne
<u>Paramètres d'entrées</u>			
Eau / Liant "E/L"	0,2	0,51	0,32
Liant (Kg/m <sup>3</sup> )	361	889	573
Filler de calcaire (Kg/m <sup>3</sup> )	0	449	183
Agrégats fins (kg/m <sup>3</sup> )	623	980	793
Gros agrégats (kg/m <sup>3</sup> )	676	950	796
Superplastifiant (Kg/m <sup>3</sup> )	2,2	17,64	8,35
<u>Paramètre de sortie</u>			
V-funnel (s)	5,8	20,7	11,57

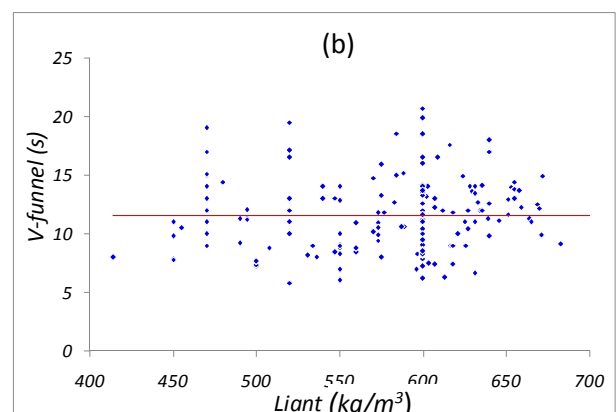
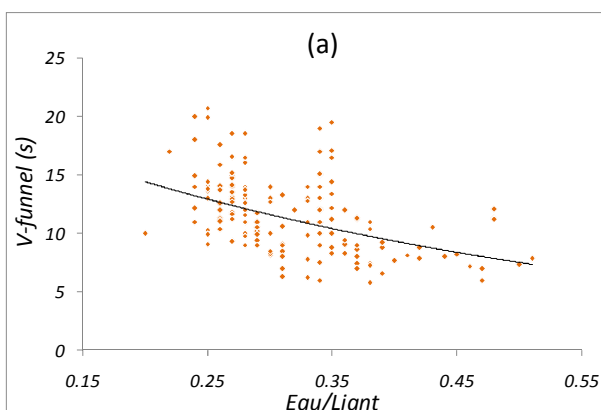




Figure 3.12: Distribution des paramètres d'entrées du Modèle RN4 (a) Rapport eau/ liant, (b) liant.

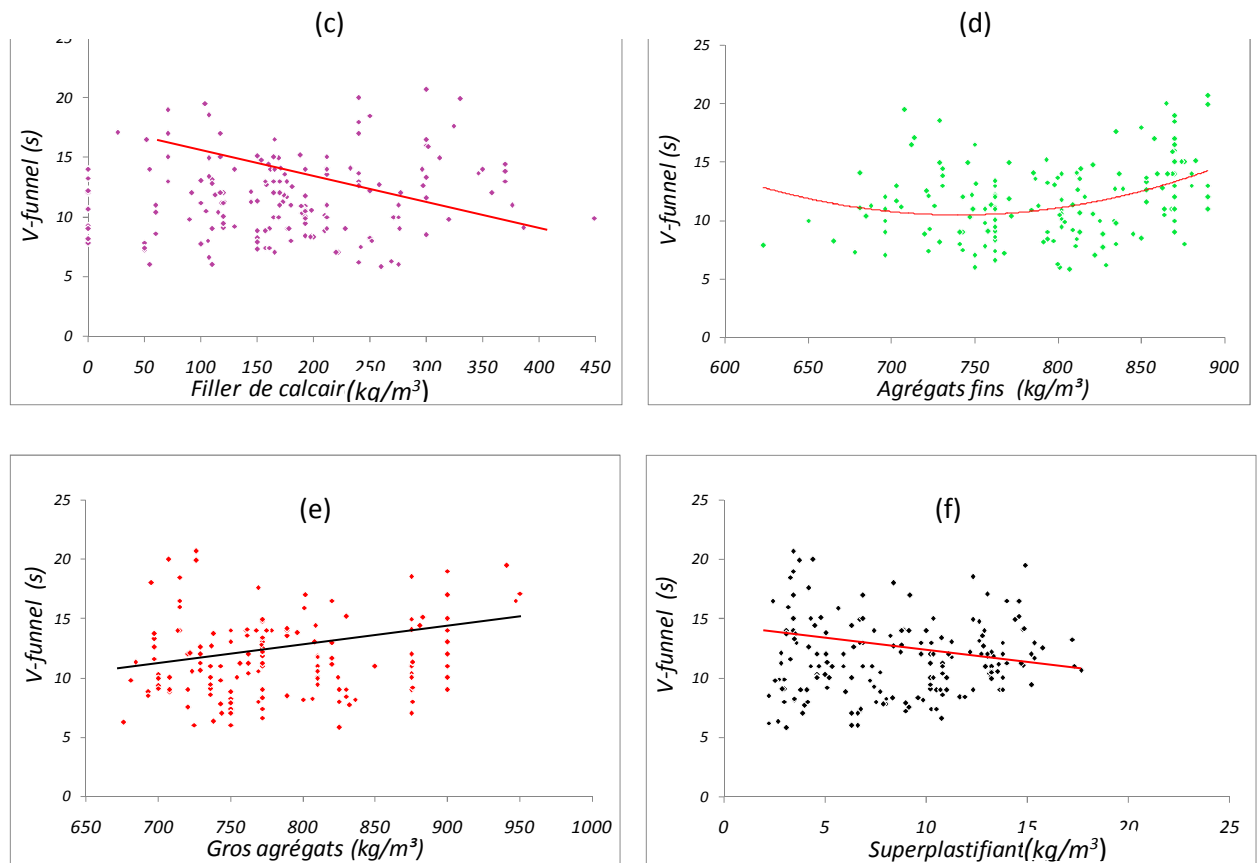


Figure 3.12 (suite) : Distribution des paramètres d'entrées du Modèle RN4 (c) Filler calcaire, (d) Agrégats fins, (e) Gros agrégats, (f) Superplastifiant.

### 3.6 Base de données pour la prévision du rapport L-box du BAP par le modèle $\text{RNA}_5$

Ce rapport qui représente le taux de remplissage à la boîte en L permet de mesurer l'aptitude à l'écoulement ou au blocage du béton auto-plaçant en milieu confiné. Il renseigne sur la résistance à la ségrégation dynamique en présence d'obstacle. L'essai consiste à déverser du béton frais dans le compartiment vertical d'une boîte en forme de L puis à laisser s'écouler le béton dans le compartiment horizontal à travers les espaces entre les barres d'armatures lisses et verticales (Figure 3.13). Les hauteurs du niveau du béton dans la partie vertical ( $H_1$ ) et à l'extrémité de la partie horizontale ( $H_2$ ) sont mesurées et le rapport  $H_2/H_1$  est déterminé.



Figure 3.13. Appareillage de l'essai L-box.

La base de données concernant le BAP contenant le filler calcaire a été collectée à partir de différentes sources disponible dans la littérature comme le monte la figure 3.14.

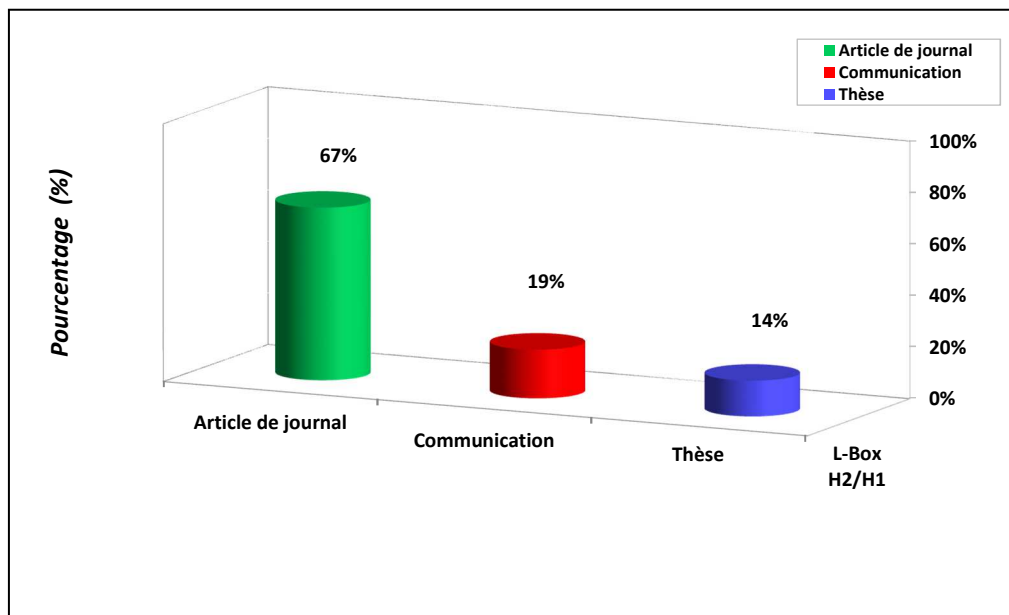


Figure 3.14: Distribution des données suivant la source pour RNA<sub>5</sub>

Tableau 3.8 : Organisation de la base de données du modèle RNA<sub>5</sub>

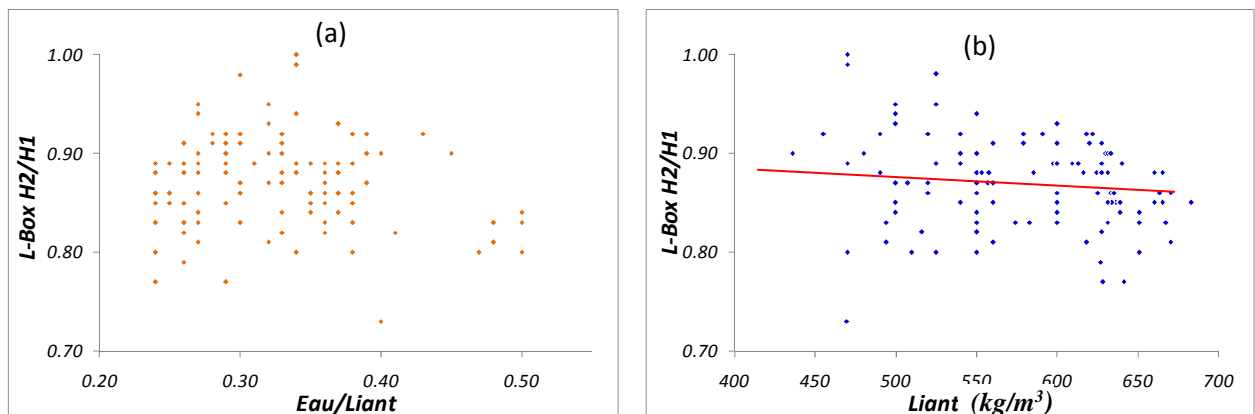
Référence	Année	Nombre de données	Type de référence
Abdelgader et El-baden [158]	2016	2	CC
Assie et al. [205]	2007	2	AP
Behim et al. [162]	2011	2	AP
Benaicha M. [207]	2013	3	Th
Benaicha et al [208]	2015	5	AP
Benkechkeche et Houari [209]	2011	2	CC
Bensabti et al [210]	2007	4	AP
Bensabti S. [211]	2008	4	Th
Bensalem et al. [244]	2012	1	CC
Beygi et al. [213]	2014	4	AP
Boucetta et al. [214]	2011	2	CC
Boudra S. [215]	2014	4	Th
Bouhamou et al. [217]	2009	1	CC
Bouhamou et al [218]	2011	2	AP
Bouhamou et al [219]	2013	1	AP
Bouzoualegh et Boutemeu [220]	2012	2	CC
Bouziani et al. [163]	2012	3	CC
Bradou et al. [164]	2015	9	AP
Bradou et al. [165]	2016	1	AP
Felekoglu et al. [166]	2007	2	AP
Boukezzoula et al. [221]	2015	2	CC
Derabla et Benmalek [242]	2014	1	AP
Ghomari et al. [227]	2011	5	AP
Guellil M.K. [228]	2014	2	Th
Hanaa F. [245]	2009	2	Th
Ioan et al. [179]	2013	2	AP
Ioan et al [180]	2015	1	AP
Ioannis et al. [181]	2013	4	AP
Karem Abd et Habeeb [246]	1999	2	AP
Laifa W. [232]	2015	1	Th
Nepomuceno et al. [183]	2014	18	AP
Nepomuceno et al. [184]	2016	6	AP
Moghadam et Khoshbin [185]	2012	2	AP
Nikbin et al. [186]	2014	10	AP
Sayed et al. [197]	2010	2	AP
Siad et al. [198]	2010	2	AP
Siad et al. [199]	2013	2	AP
Silva et al. [200]	2011	1	AP
Silva et al. [201]	2013	3	AP
Silva et al. [235]	2015	2	AP
Turgut et al. [239]	2011	1	AP
Uysal et Sumer. [49]	2011	3	AP
<b>Nombre total des données</b>		<b>130</b>	
<b>Nombre total des auteurs</b>		<b>34</b>	

AJ : Article de journal; CC : Communication de conférence ; Th : Thèse

Tableau 3.9 : Valeurs limites pour paramètres d'entrée et de sortie du modèle RNA<sub>5</sub>

Composants	Minimum	Maximum	Moyenne
<u>Paramètres d'entrée</u>			
Eau / Liant "E/L"	0,24	0,50	0,33
Liant (kg/m <sup>3</sup> )	436	707	574
Filler de calcaire (kg/m <sup>3</sup> )	0	386	173
Agrégats fins (kg/m <sup>3</sup> )	681	1167	823
Gros agrégats (kg/m <sup>3</sup> )	500	917	770
Superplastifiant (kg/m <sup>3</sup> )	2,44	21,84	8,11
<u>Paramètre de sortie</u>			
L-Box " H2/H1 ration"	0,73	1.00	0,87

Pour voir le comportement du rapport L-box du BAP vis-à-vis de chaque constituant de BAP. Les figures 3.15 (a-f) ont été dessinées par le MATLAB R2016b. A partir la distribution des données de chaque figure, on peut tirer que le rapport L-box du BAP diminue avec l'augmentation du rapport E/L et aussi avec l'augmentation du remplacement de filler calcaire (figures 3.3 (a-c)), elle augmente avec l'augmentation du liant et du pourcentage de super-plastifiant (figures 3.3 (b-f)). Bien qu'il y ait des points atypiques susceptibles de perturber la performance du modèle, et que son élimination n'ait lieu qu'ultérieurement, on voit que la relation entre l'écoulement de BAP à travers l'essai L-box et chaque paramètre de composition du BAP est en concordance avec la littérature. Cela explique le bon choix des articles pour élaborer la base de données du modèle RNA<sub>5</sub>.

Figure 3.15 : Distribution des paramètres d'entrées du Modèle RN<sub>5</sub> (a) Rapport eau/ liant, (b) Liant .

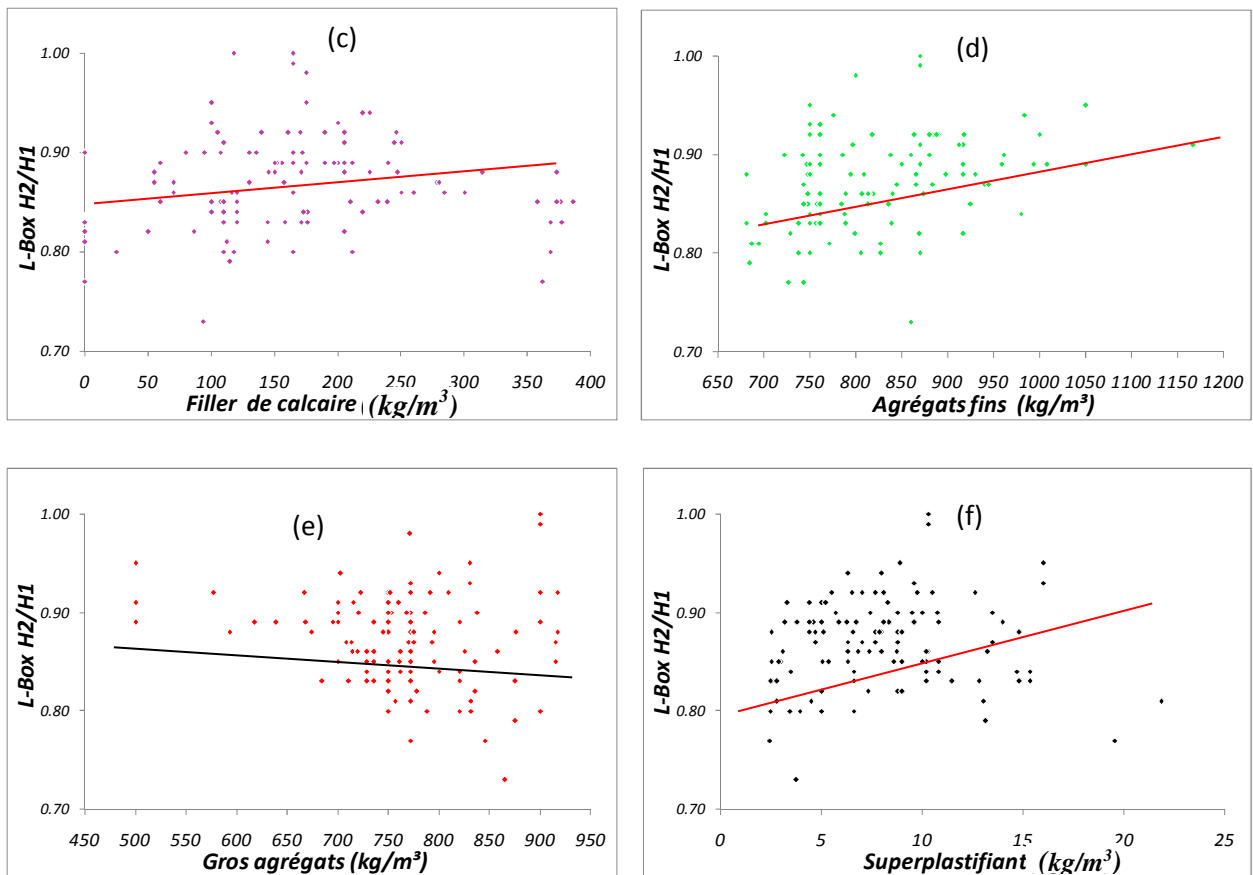


Figure 3.15 (suite) : Distribution des paramètres d'entrées du Modèle RN5 (c) Filler calcaire, (d) Agrégats fins, (e) Gros agrégats, (f) Superplastifiant .

### 3.7 Conclusion

Ce chapitre a fourni une description détaillée de la méthodologie employée pour rassembler, organiser et filtrer des données expérimentales issues de la littérature et provenant de travaux réalisés dans différents laboratoires à travers le monde. Ces données, qui représentent les compositions et les résultats (propriétés) des essais effectués sur un BAP contenant des fillers de calcaires ou des fumées de silice. Ces résultats peuvent être obtenus sous forme de tableau, de courbe ou de histogramme...etc.

Les bases de données ont été fractionnées en deux sous-ensembles: une pour la formation (apprentissage) et une autre pour la validation de chaque modèle.

## CHAPITRE 04

Elaboration des modèles de RNA pour la  
prévision des propriétés du BAP

## CHAPITRE 04

### Elaboration des modèles de RNA pour la prévision des propriétés du BAP

#### 4.1 Introduction

L'objectif principal de ce chapitre est de développer quatre (04) modèles de RNA capables de prédire les principales propriétés, à l'état frais et à l'état durci, (étalement, V-entonnoir, L-box et résistance à la compression) d'un BAP contenant des fillers de calcaire et un (01) modèle pour prédire résistance à la compression d'un BAP incorporant des fumées de silice. A cet effet, une application de simulation des réseaux de neurones développée par le logiciel MATLAB version 2016b - 9.1- est employée en étudiant les effets de divers paramètres utilisés dans la construction des cinq modèles développés.

Ce chapitre décrit la procédure, la description et l'application des modèles développés en appliquant l'algorithme de rétro-propagation de Levenberg-Marquardt, les différentes étapes du choix des architectures et le choix de la fonction d'activation. Une étude paramétrique a été faite pour les modèles de prédiction. Une comparaison entre les résultats de plusieurs chercheurs non inclus dans la base de données, avec ceux de notre modèle, a aussi été faite.

#### 4.2 Méthodologie de développement du modèle RNA proposé

Pour construire les modèles neuronaux de prédiction des propriétés des bétons, nous allons suivre les démarches suivantes:

- 1- Construction de la base de données : comme nous avons vu dans le chapitre 3, la préparation de la base de données représente un élément fondamental pour réussir l'élaboration d'un modèle de prédiction (collecte, organisation, filtrage et séparation).
2. Elaboration du modèle neuronal par la sélection d'un algorithme d'apprentissage adéquat et identifier ses paramètres (nombre maximum des itérations, taux d'apprentissage..) ensuite, choisir une architecture optimale et déterminer une fonction d'activation.
3. Validation de la performance du modèle en menant des tests de l'influence des paramètres des composants du béton auto plaçant sur le modèle préliminaire enfin, faire une comparaison entre les résultats calculés et ceux d'autres chercheurs.

La stratégie que nous envisageons de mettre en oeuvre est représentée dans la figure 4.1.

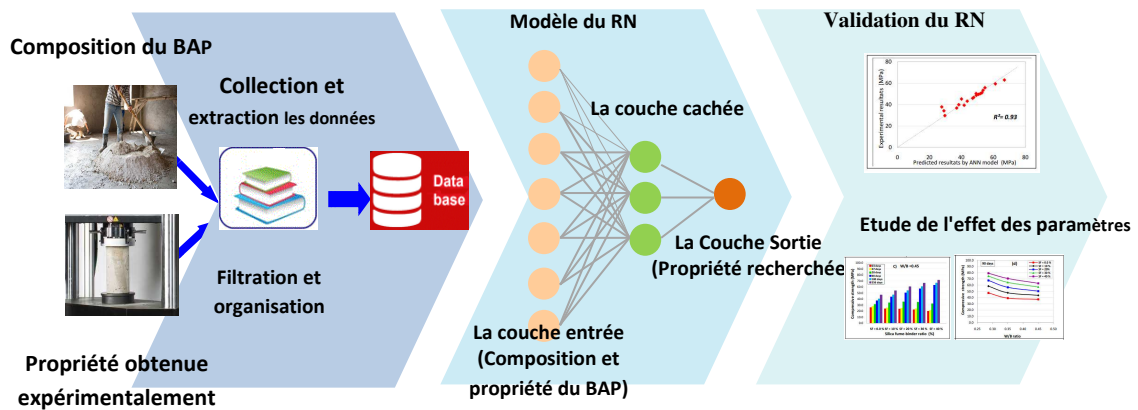


Figure 4.1: Chemin globale de notre approche.

Dans ce travail, afin de sélectionner un algorithme d'apprentissage adéquat, une architecture optimale et une fonction d'activation du modèle final, le coefficient de corrélation désirée et l'erreur ciblée doivent atteindre les valeurs 0.90 et 0.002 respectivement. Le test de performance du modèle est satisfaisant. Il faut noter que l'élaboration et la validation de performance du modèle étaient conduites simultanément. En d'autres termes, après l'apprentissage des réseaux et la conservation du modèle préliminaire, les données de test ont été présentées au réseau à chaque cycle afin de sélectionner les meilleurs RNs. La figure 4.2 résume la méthodologie de développement du réseau de neurones artificiels (RNA).



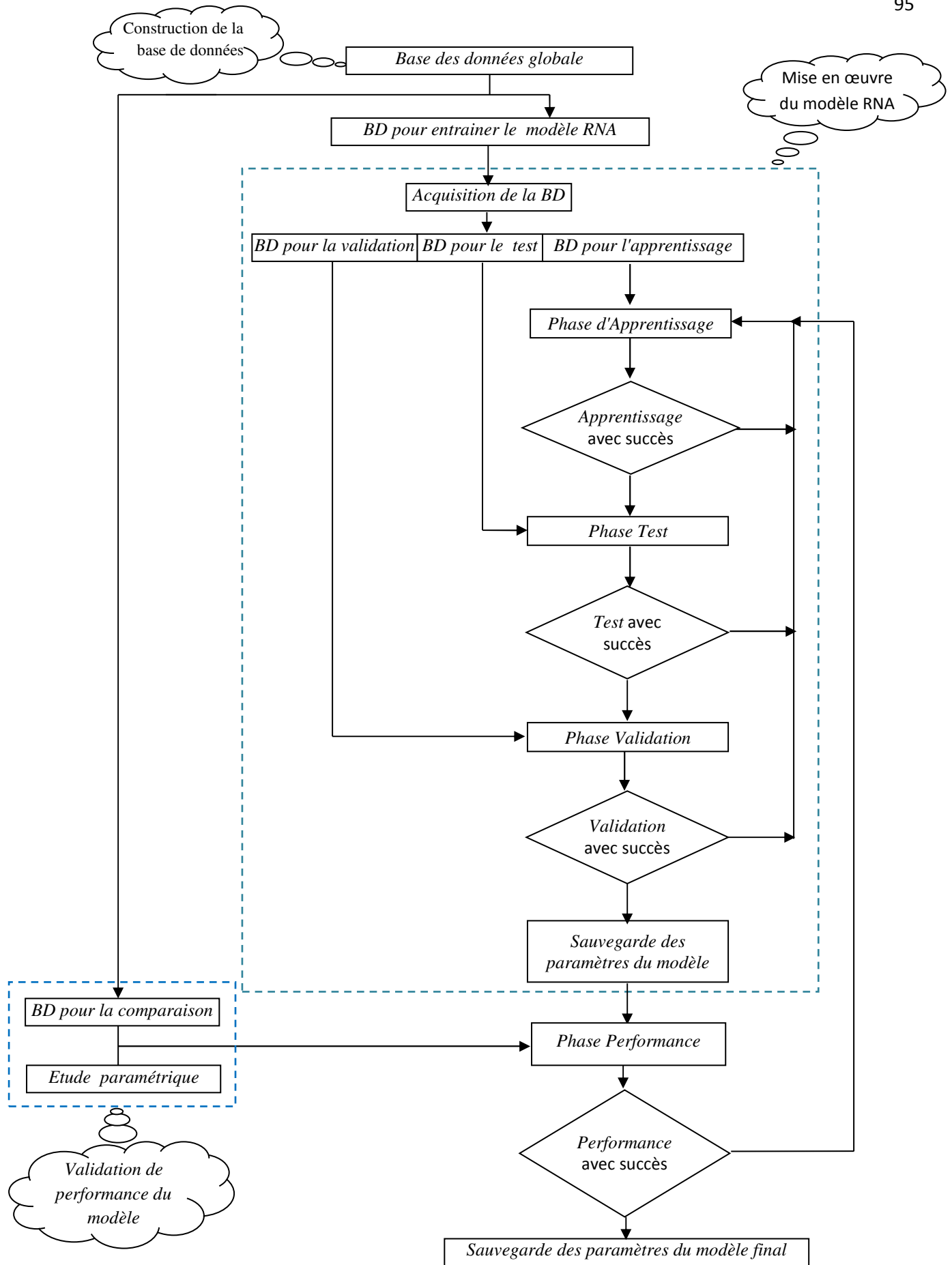


Figure 4.2 : Méthodologie de développement du réseau de neurones artificiels (RNA).

### 4.3 Procédure générale d'élaboration d'un modèle neuronal

La méthode neuronale est très vaste dans sa sélection de ses paramètres de conception. Cependant, le concept d'un modèle neuronal nécessite de déterminer son architecture (nombre de couches et nombre de neurones artificiels dans chaque couche), de choisir une fonction d'activation associée aux neurones et de sélectionner un algorithme d'apprentissage.

#### 4.3.1 Choix du type de l'algorithme d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage est l'opération qui permet de modifier les poids selon l'évolution de l'erreur entre la sortie obtenue et la sortie désirée. Le processus d'apprentissage est de deux types : l'apprentissage supervisé et non supervisé. L'emploi de l'apprentissage supervisé exige la connaissance d'une sortie désirée pour tout l'ensemble des données d'entrée. Pour notre étude, comme décrit auparavant, le réseau de neurones utilisé sera optimisé par des algorithmes d'apprentissages de type supervisé. Comme mentionné dans le chapitre 02, Les différents algorithmes d'apprentissage proposés par le logiciel Matlab, sont indiqués dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1: Différentes fonctions d'apprentissage [119]

Nom d'algorithme	Instruction Matlab	Acronyme
Levenberg Marquardt	<b>trainlm</b>	LM
BFGS Quasi-Newton	<b>trainbfg</b>	BFG
Reilient Backpropagation	<b>trainrp</b>	RP
Scaled Conjugate Gradient	<b>trainscg</b>	SCG
Conjugate Gradient With PowellBeal Restarts	<b>traingb</b>	GB
Fletcher-Powell Conjugate Gradient	<b>traingf</b>	CGF
Polak-Ribière Conjugate	<b>traingp</b>	CGP
One Step Secant	<b>trainoss</b>	OSS
Bayesian regularization	<b>trainbr</b>	BR
Gradual descendent	<b>traingd</b>	GD
Gradual descendent momontum	<b>traingdm</b>	GDM
Variable Learning Rate Backpropagation	<b>traingdx</b>	GDX

Le choix de l'algorithme d'apprentissage pour un modèle de réseau de neurones peut s'effectuer en fonction de plusieurs critères : la rapidité de convergence soit le nombre d'itérations nécessaires pour converger de la solution optimale, la mesure de cette "proximité" entre la solution optimale et la solution obtenue, la capacité de poursuite des variations du système, la robustesse au bruit, la complexité du problème et les coûts algorithmiques engendrés, etc. L'apprentissage supervisé par rétro-propagation est une clé de développement et un choix populaire pour les chercheurs dans différentes applications de modélisation du processus. L'algorithme de rétro-propagation est le plus utilisé pour l'évaluation des problèmes de génie civil notamment en technologie des bétons, pour son approximation optimale des solutions et sa précision de prédiction élevée.

#### 4.3.2 Choisir une architecture optimale

Le choix d'un nombre de neurones optimal au niveau de la couche cachée pour un modèle donné est un problème ouvert, malgré l'existence de quelques travaux, qui permettent, pour une vaste classe de réseaux, de déterminer l'architecture optimale (Figure 4.3).

Mis à part les couches d'entrée et de sortie, l'analyste doit décider du nombre de couches cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles possibilités d'adaptation ; avec une couche cachée, il est capable, avec un nombre suffisant de neurones, d'approximer toute fonction continue. Une seconde couche cachée prend en compte les discontinuités éventuelles.

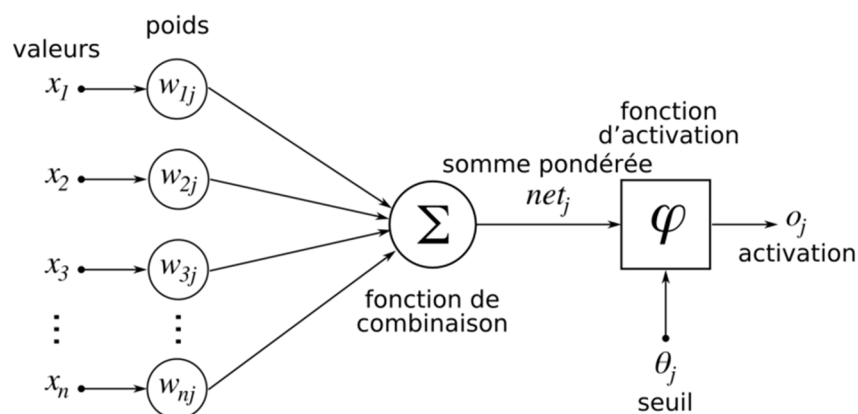


Figure 4.3 : Architecture d'un réseau de neurones (RNA).

### 4.3.3 Choix de la fonction d'activation

La nature de la fonction d'activation pour la couche cachée et la couche de sortie a une grande influence sur l'aspect physique du modèle sous-jacent et de son comportement non linéaire.

Le choix de cette fonction est une étape importante dans l'élaboration d'un modèle neuronal, puisque c'est cette fonction généralement non linéaire qui traite la base de données et donne la forme fonctionnelle au modèle final. Le choix de la fonction de transfert (fonction d'activation) se fait pour la couche cachée et la couche de sortie [91, 247, 248]. La fonction d'activation permet de normaliser les sorties de neurones dans un intervalle prédéfini grâce à sa forme asymptotique (Tableau 2.2). Les sorties de neurones sont échelonnées sur un intervalle [0 1] par la fonction sigmoïde (équation 4.1, figure 4.4) ou sur un intervalle [-1 1] si on utilise la fonction tangente hyperbolique ou la fonction linéaire (équation 4.2, figure 4.5 et équation 4.3, figure 4.6).

- La fonction Logistique Sigmoïde ( logsig):

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (4.1)$$

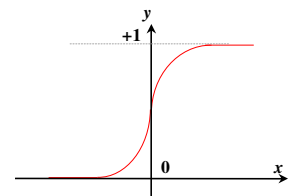


Figure 4.4 : forme graphique de la fonction "logsig"

- La fonction Tangente Hyperbolique sigmoïde (tansig) :

$$f(x) = \frac{(1 - e^{-2x})}{(1 + e^{-2x})} \quad (4.2)$$

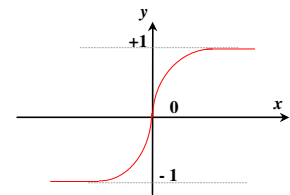


Figure 4.5 : forme graphique de la fonction "tansig"

- La fonction linéaire (purelin)

$$f(x) = x \quad (4.3)$$

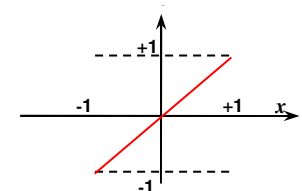


Figure 4.6 : forme graphique de la fonction "purelin"

#### 4.4 Elaboration des modèles proposés

Cette section comporte la présentation de cinq modèles qui ont été développés au cours de ce travail pour la modélisation des principales propriétés du BAP. Les deux premiers modèles  $RN_1$  et  $RN_2$  pour prédire la résistance à la compression du BAP contenant du filler de calcaire et celui incorporant des fumés de silice respectivement, les trois autres modèles  $RN_3$ ,  $RN_4$  et  $RN_5$  pour prédire l'étalement, le temps V-entonnoir et le rapport L-box du BAP avec de filler calcaire respectivement.

Le logiciel MATLAB dispose d'une application Network Dada Manager, une interface utilisateur graphique très facile à utiliser pour créer, manoeuvrer et visualiser les réseaux de neurones sur une plate-forme de Windows. Dans cette étude, un programme basé sur MATLAB a été développé pour entraîner et tester les modèles élaborés. Ce programme développé est capable d'afficher les résultats d'apprentissage tels que les poids synaptiques, les biais, le nombre de neurones et plusieurs architectures simultanément.

Au début de la procédure d'élaboration des modèles, la fonction de performance (MSE) est utilisée pour l'apprentissage du réseau de neurones. Les paramètres d'apprentissage tels que le nombre maximum des itérations, le taux d'apprentissage et le momentum ont fixés à 1000, 0.01 et 0.9 respectivement, comme vu dans le chapitre 2.

##### 4.4.1 Construction les modèles $RNA_1$ et $RNA_2$

Pour une bonne capacité de généralisation de ces deux modèles, les données sont divisées en trois parties de manière aléatoire, 70 % des données sont employées pour l'apprentissage, 15 % pour le test et 15 % pour la validation.

##### 4.4.1.1 Apprentissage, choix de l'architecture et fonction d'activation

La première étape consiste à sélectionner le type d'algorithmes d'apprentissage à utiliser dans notre étude. Après avoir testé les performances des différents algorithmes d'apprentissage en termes de précision, de corrélation et de temps de calcul (Tableau 4.2), l'algorithme de Levenberg-Marquardt a été retenu pour l'apprentissage des modèles proposés. L'avantage observé de cet algorithme réside dans la réduction d'erreur, la précision de prédiction et le temps de calcul. Dans cette étude, la technique de validation croisée a été utilisée comme un critère d'arrêt d'apprentissage. Cette technique consiste à utiliser deux ensembles indépendants de données pour entraîner notre réseau : un pour

l'apprentissage (l'ajustement des poids) et l'autre pour la validation. Le critère d'arrêt consiste alors à stopper l'apprentissage lorsque l'ensemble des validations présente un minimum d'erreur. Cette dernière traduit la différence entre les points réels et les points prédits par le réseau.

Tableau 4.2 : comparaison entre les algorithmes d'apprentissage

Modèle	$RNA_1$			$RNA_2$		
Algorithme	$R$	$MSE$	$Nbr$ $d'iteration$	$R$	$MSE$	$Nbr$ $d'iteration$
trainlm	<b>0.95</b>	<b>0.0110</b>	<b>60</b>	<b>0.94</b>	<b>0.0196</b>	<b>40</b>
trainbfg	0.85	0.0464	45	0.87	0.0326	46
trainrp	0.84	0.0492	90	0.81	0.0585	121
trainsecg	0.81	0.0376	37	0.86	0.0456	48
traincgf	0.82	0.0423	39	0.88	0.0278	76
traincgp	0.78	0.0590	31	0.88	0.0350	53
trainoss	0.82	0.0441	89	0.88	0.0247	83
traingdx	0.79	0.0469	140	0.81	0.0781	171
traingdm	0.66	0.0801	1000	0.58	0.1630	1000
traingd	0.67	0.0787	1000	0.58	0.1630	1000
trainbr	0.93	0.0168	147	0.93	0.0241	84

La figure 4.7 représente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération. Comme il peut être noté, l'apprentissage du réseau a entraîné une réduction significative de l'erreur commise entre les valeurs de sortie cibles et celles qui sont prédites.

Initialement, l'erreur décroît d'une façon rapide jusqu'à 05 itérations, au-delà, elle finie par se stabiliser. D'après la même figure, une concordance bonne ou même assez bonne est obtenue entre valeurs de sorties mesurées expérimentalement et les valeurs de sorties prédites. La valeur minimale de cette erreur est atteinte après 54 itérations qui correspondent à 0.0110 pour  $RNA_1$  et 34 itérations qui correspondent à 0.0196 pour  $RNA_2$ .

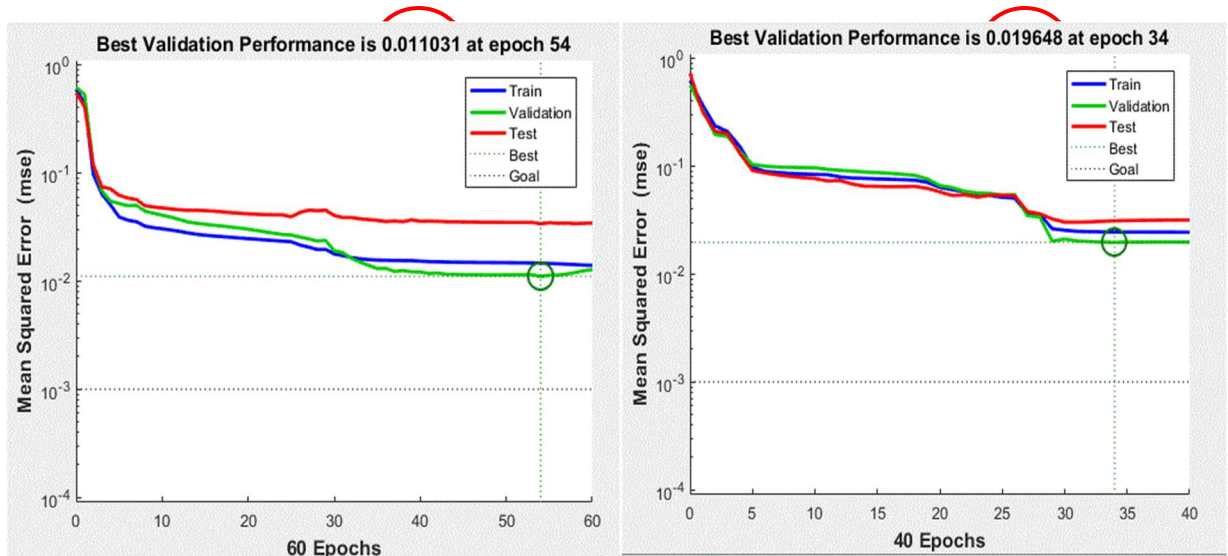


Figure 4.7 : Exemple d'évolution de la convergence de l'erreur 'MSE' de l'apprentissage, du test et de la validation pour chaque itération pour RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub>.

La performance et la robustesse de l'algorithme choisi (Levenberg-Marquardt) pour les deux modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> résident dans sa précision (0.0110, 0.0196) et sa rapidité (54, 34 itérations) pour la prédiction des sorties (résistance à la compression simple).

Une fois l'algorithme choisi, on procède à la détermination de la structure neuronale des modèles proposées. L'architecture d'un modèle neuronal est décrite par le nombre de couches et le nombre de neurones dans chaque couche (entrée, cachée et sortie). Le nombre de neurones au niveau de l'entrée et de la sortie est, généralement, préétabli par la nature du problème. Dans cette étude, le nombre de neurones dans la couche d'entrée a été déterminé à huit (**08**) neurones pour le modèle RNA<sub>1</sub> et sept (**07**) neurones pour RNA<sub>2</sub> qui correspond au nombre des constituants du BAP tel que le rapport eau/liant, quantité du liant, le pourcentage d'ajout "filler calcaire/ou fumées de silice", agrégats fins, gros agrégats, superplastifiant, âge de cure et classe de ciment. D'autre part, le nombre de neurones dans la couche de sortie représente la résistance à la compression simple (un neurone).

Les seuls paramètres à varier sont le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche cachée. Il n'y a pas de règle générale pour choisir ces paramètres. C'est dans une certaine mesure un problème qui dépend du nombre et de la qualité de la base de données.

Pour choisir ces paramètres, notre travail a été basé sur les travaux de Paul Werbos [249] et celles d'Halbert White [250-252]. Ces travaux affirment qu'une seule couche cachée peut incarner n'importe quelle fonction non-linéaire. Afin de vérifier ces affirmations, plusieurs architectures (plusieurs dimensions de la couche cachée) ont été testées de manière itérative pour obtenir un modèle fiable (un minimum erreur) et simple (un minimum de neurones). En d'autres termes, l'architecture du RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> a été optimisée selon une procédure de type 'test-et-erreur'. Cette procédure consiste à tester différentes architectures et à retenir l'architecture la plus efficace au regard d'un objectif de performance fixe. Par conséquent, l'architecture retenue pour les deux modèles élaborés comporte en plus de la couche d'entrée et couche de sortie, une **seule couche cachée** comportant huit (**08**) neurones pour RNA<sub>1</sub> et trois (**03**) neurones pour RNA<sub>2</sub>, comme illustré dans les figures 4.8 et 4.9.

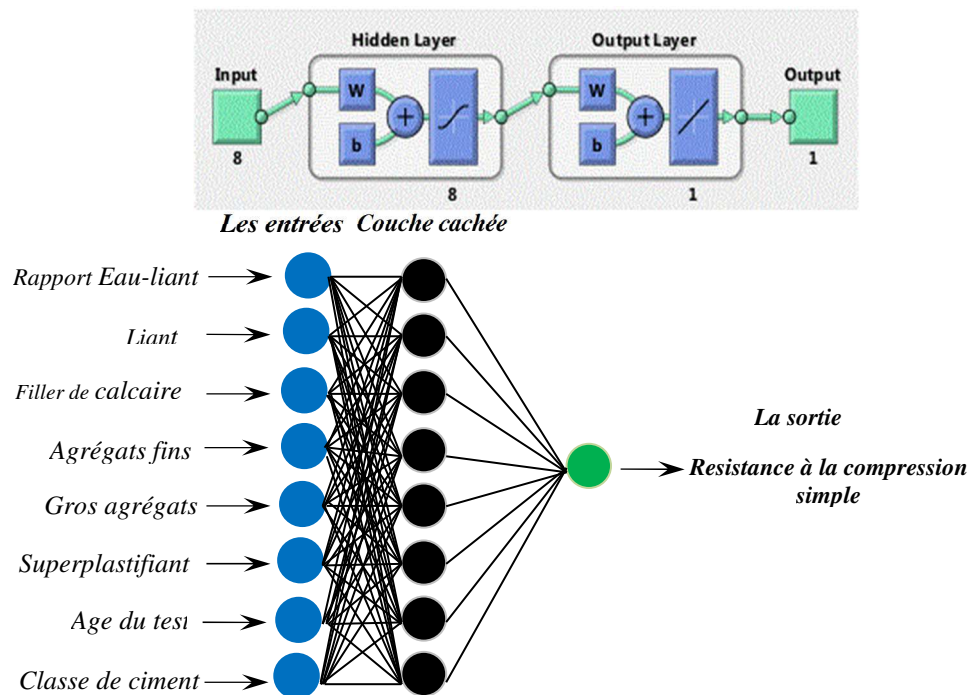
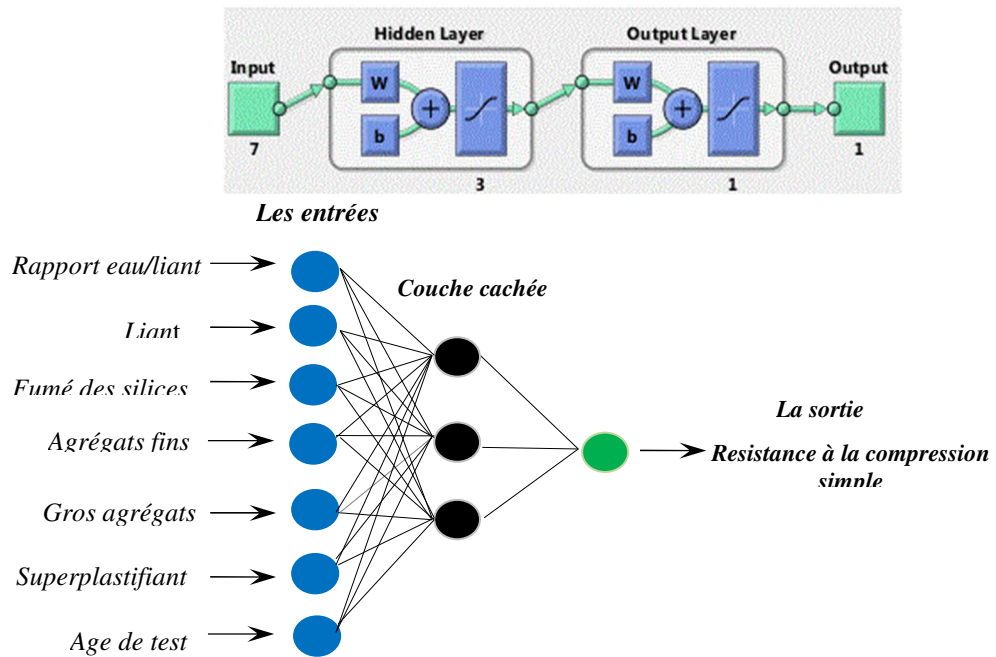


Figure 4.8: Architecture du Modèle RNA<sub>1</sub>.



Figure 4.9 : Architecture du Modèle RNA<sub>2</sub>.

La troisième étape consiste à choisir la fonction d'activation à utiliser dans la couche cachée et la couche de sortie afin de prendre en compte le non - linéarité du modèle. Après plusieurs tentatives, la fonction d'activation tansig a été choisie pour être utilisées dans la couche cachée des deux modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> et dans la couche de sortie de modèle RNA<sub>2</sub> et une fonction linéaire de la couche sortie du modèle RNA<sub>1</sub> a été aussi utilisée. Le tableau 4.3 récapitule les différents paramètres d'apprentissage et d'architecture des modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub>.

Tableau 4.3 : Paramètres choisis pour les modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub>

Paramètres	RNA <sub>1</sub>	RNA <sub>2</sub>
Nombre de neurones dans la couche d'entrée	8	7
Nombre de couche cachée	1	1
Nombre de neurones dans la couche cachée	8	3
Nombre de neurones dans la couche de sortie	1	1
Fonction de cout ou de performance	MSE	MSE
Algorithme d'apprentissage	Trainlm	Trainlm
Fonction d'activation pour la couche cachée	Tansig	Tansig
Fonction d'activation pour la couche sortie	Linéaire	Tansig
Paramètre momentum ( $\beta$ )	0.9	0.9
Taux d'apprentissage $\alpha$	0.01	0.01
Cycle d'apprentissage	60	71

#### 4.4.1.2 Evaluation de la performance des modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub>

Pour évaluer la performance d'un modèle de prévision, plusieurs tests statistiques (paramètres) existent qui permettent, à chaque fois, de mesurer la relation entre observation (expérimentale) et prévision (calculée). Parmi ces paramètres utilisés dans cette étude, MSE, RMSE, et MAPE sont exprimées par les équations (4.4), (4.5) et (4.6) respectivement. Le tableau 4.4 présente les différentes valeurs des paramètres statistiques (MSE, RMSE et MAPE) des modèles établis.

$$MSE = \left(\frac{1}{P}\right) * \sum_{j=1}^N (t_j - o_j)^2 \quad (4.4)$$

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{P}\right) * \sum_j (t_j - o_j)^2} \quad (4.5)$$

$$MAPE = \frac{1}{P} \sum_j \left( \left| \frac{o_j - t_j}{o_j} \right| 100 \right) \quad (4.6)$$

Où  $t_j$  est la valeur cible du j-ième modèle,  $O_j$  est la valeur de sortie du j-ième modèle, et P est le nombre de motifs.

Tableau 4.4 : les différentes valeurs des paramètres statistiques (MSE, RMSE et MAPE) des modèles établis

	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>	<i>R</i>	<i>R<sup>2</sup></i>
<i>RNA<sub>1</sub></i>	<i>5.89</i>	<i>12.61</i>	<i>0.95</i>	<i>0.91</i>
<i>RNA<sub>2</sub></i>	<i>6.00</i>	<i>9.20</i>	<i>0.94</i>	<i>0.90</i>

Pour vérifier la qualité du réseau retenu pour chaque modèle RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub>, en plus des mesures de l'erreur effectuée, l'ensemble entier des données (i.e, données utilisées pour l'apprentissage, test et validation) est passé par le RNA, et une régression linéaire est effectuée entre les sorties du RNA et les valeurs cibles correspondant. Pour mesurer le degré d'association entre les sorties souhaitées et les sorties cibles, un coefficient de corrélation (R) a été calculé par l'équation 4.7. Les valeurs de ce coefficient de la phase d'apprentissage, du test et de la validation pour les deux modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> sont montrées respectivement sur la figure 4.10 et la figure 4.11.

D'après ces figures, il est constaté que nos modèles ont de bonnes performances vis-à-vis à la corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prédites. Les données d'apprentissage ( $R= 0.95$  pour  $RNA_1$ ,  $R= 0.94$  pour  $RNA_2$ ), pour le test ( $R= 0.90$  pour  $RNA_1$ ,  $R= 0.92$  pour  $RNA_2$ ) et pour la validation de ( $R=0.97$  pour  $RNA_1$ ,  $R= 0.94$  pour  $RNA_2$ ) avec un coefficient de corrélation global de  $0.95$  pour le modèle  $RNA_1$  et de  $0.94$  pour  $RNA_2$ . Mais cela reste insuffisant pour juger nos modèles.

$$R^2 = 1 - \left( \frac{\sum_j (t_j - o_j)^2}{\sum_j (o_j)^2} \right) \quad (4.7)$$

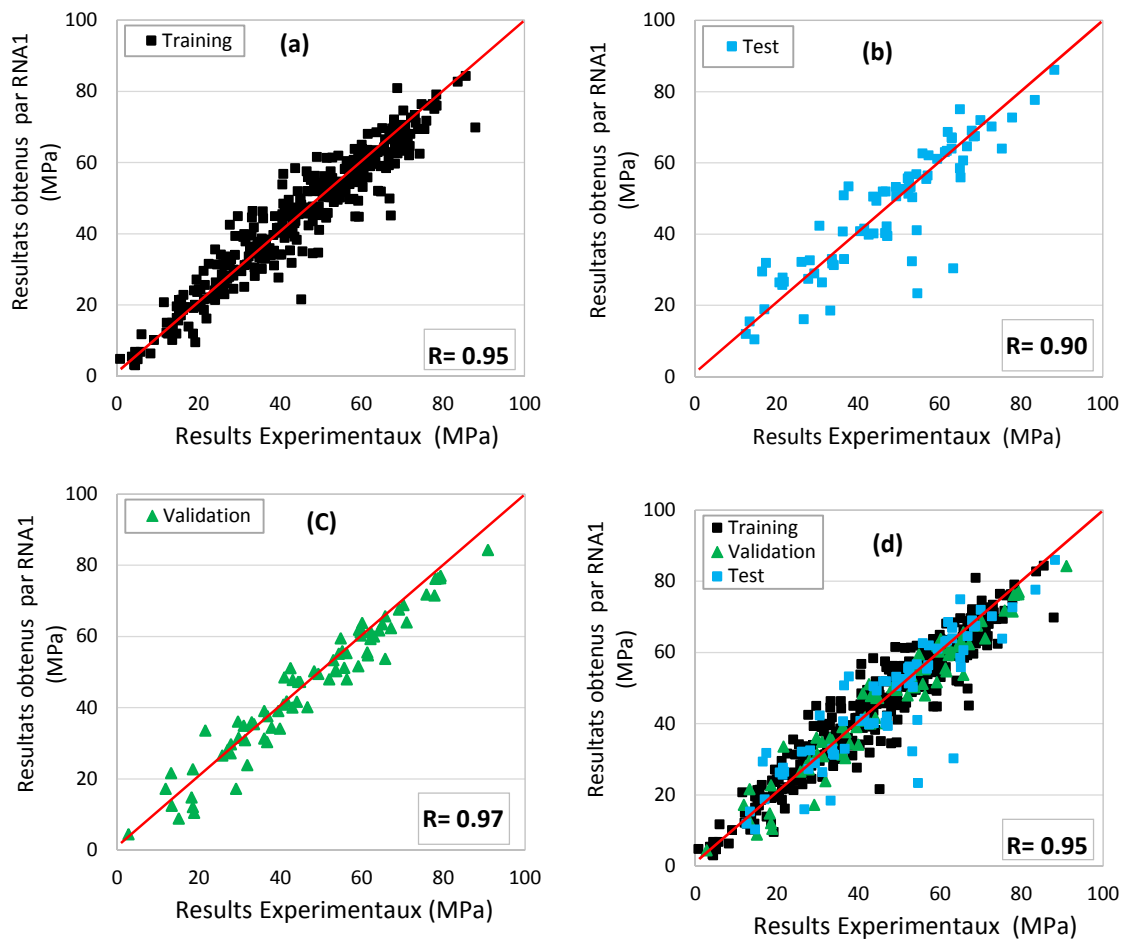


Figure 4.10 : Relation linéaire entre la résistance à la compression expérimentale et celles prédites par  $RNA_1$  pour BAP avec filler de calcaire à différent phase (a)apprentissage, (b) test, (c) validation et (d) globale.

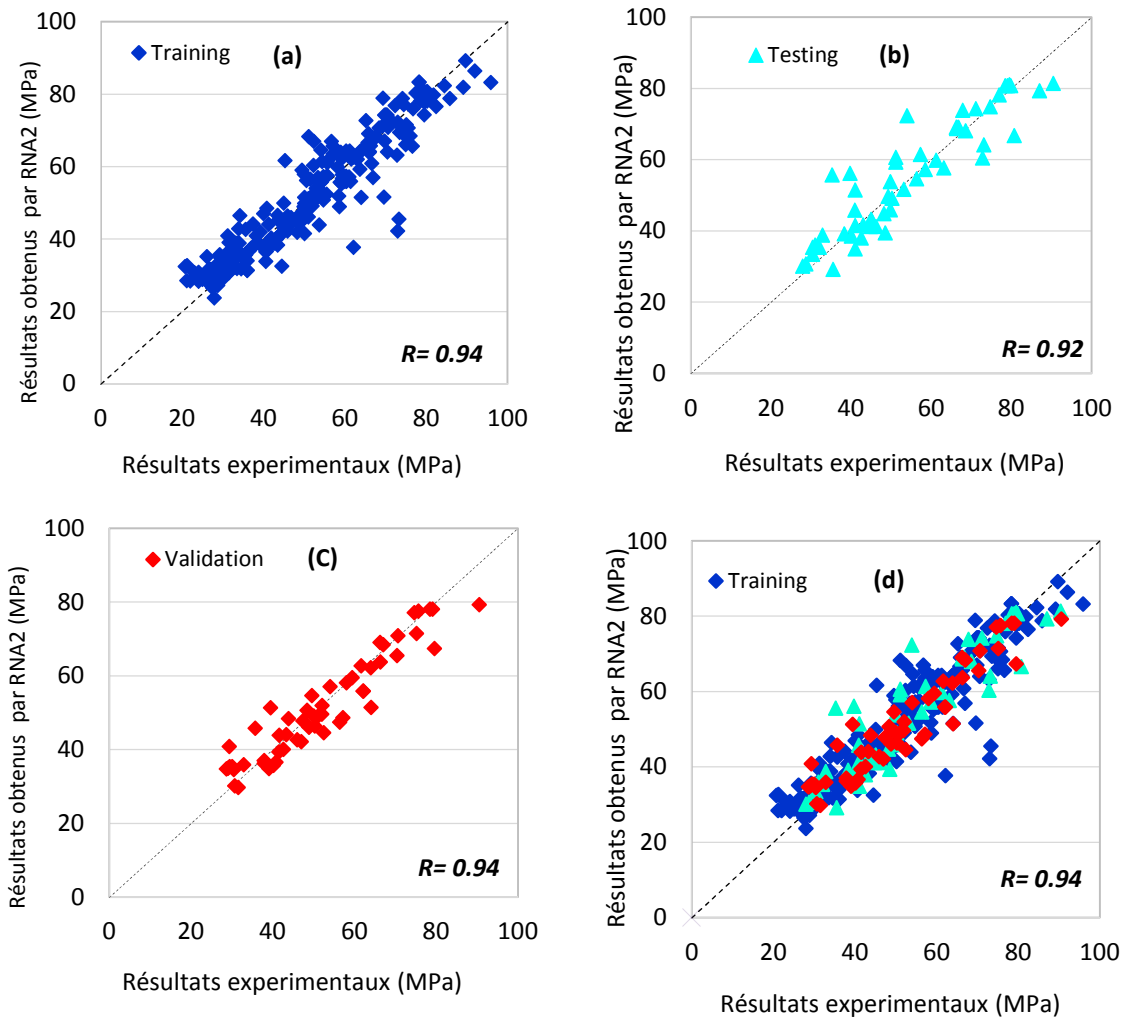


Figure 4.11 : Relation linéaire entre la résistance à la compression expérimentale et celles prédites par RNA2 pour BAP avec fumées de silice à différent phase : (a) apprentissage, (b) test, (c) validation et (d) globale.

Les figures 4.12 et 4.13 présentent la simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par les modèles neuronaux établies RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub>. Il ressort de ces figures qu'un bon accord a été obtenu entre les sorties expérimentales et celles calculées par les réseaux de neurones.

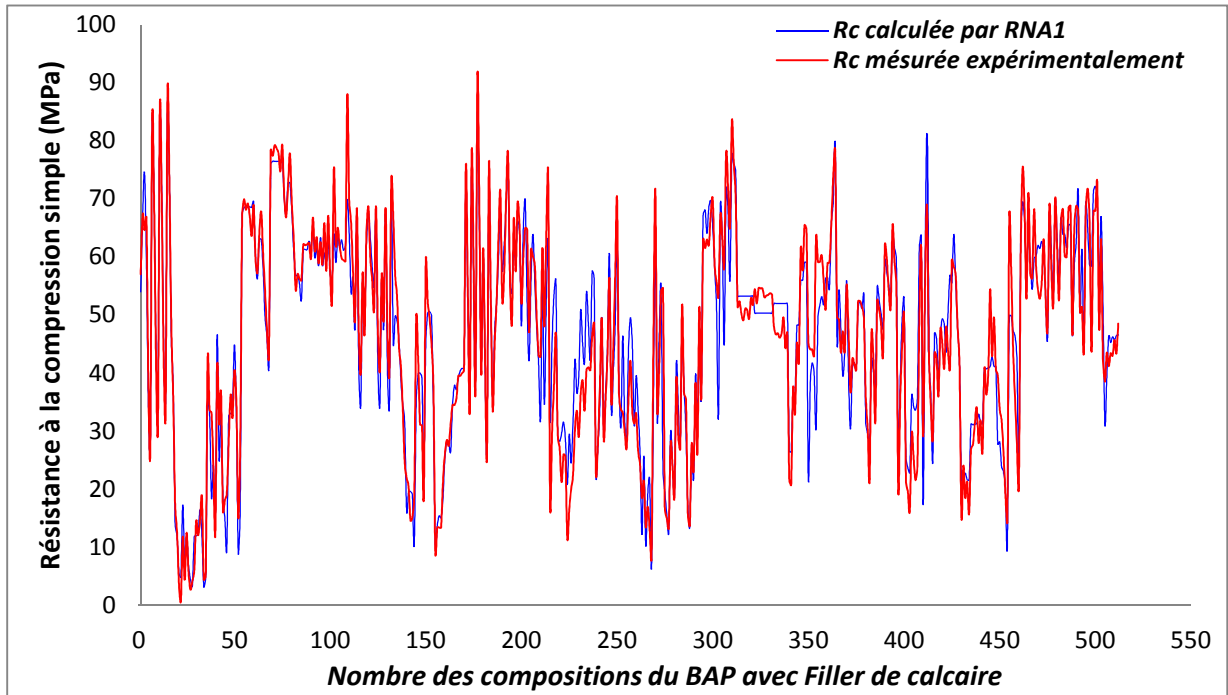


Figure 4.12: Simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par le modèle RNA<sub>1</sub>.

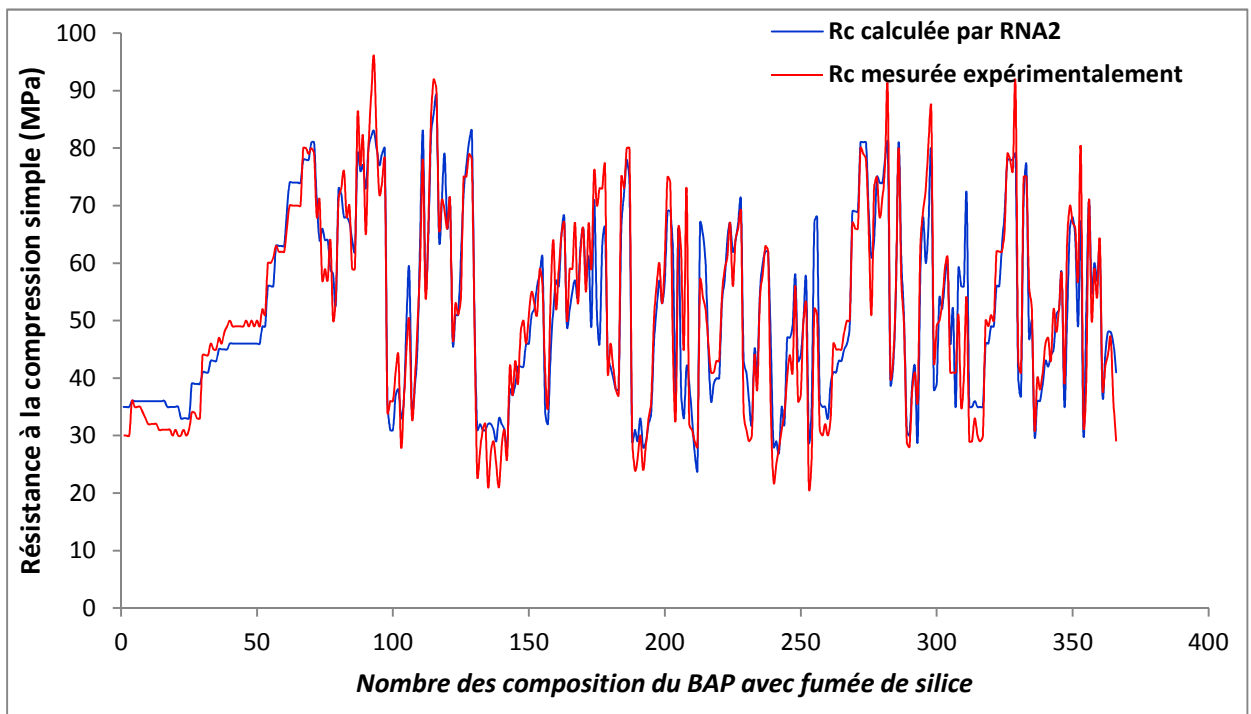


Figure 4.13: Simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par le modèle RNA<sub>2</sub>

#### 4.4.1.3 Validation de performance des modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub>

La validité des modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> entraînés avec succès est déterminée par leur capacité à généraliser leur prédictions au-delà des données d'apprentissage et de bien performer quand ils sont présentés avec de nouvelles données inconnues, dans l'intervalle des paramètres d'entrée utilisés dans l'apprentissage. Par conséquent, la capacité de prédiction des modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> proposés doit être testée et validée par comparaison avec de nouvelles données obtenues par des résultats supplémentaires provenant d'autres chercheurs. La disponibilité de nouvelles données permet de mieux tester la fiabilité de prédiction des modèles.

La comparaison entre les valeurs prédites obtenue par les modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> développés et ceux obtenues expérimentalement par les chercheurs est indiquée dans le tableau 4.5. Par conséquent, le modèle RNA<sub>1</sub> a été validé avec un total de 28 données (formulation/résistance à la compression) du BAP contenant des filler de calcaire et 18 données du BAP incorporant fumée de silice pour la validation du modèle RNA<sub>2</sub>. La comparaison est faite selon le calcul de l'erreur relative exprimée par l'équation 4.8 :

$$E(\%) = ABS \left( \frac{O_{Exp} - O_{RNA}}{O_{Exp}} \right) \times 100 \quad (4.8)$$

Où,  $O_{exp}$  est la sortie de l'expérience et  $O_{RNA}$  est la sortie obtenue par les modèles RNA<sub>1</sub> ou RNA<sub>2</sub>.

Tableau 4.5 : Comparaison des résultats prédits par les modèles RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub> et les résultats d'autres chercheurs

<i>Auteur</i>	<i>Année</i>	<i>Age</i>	<i>Fc (MPa) calculée par</i>			<i>Erreur %</i>	
			<i>Exp</i>	<i>RNA<sub>1</sub></i>	<i>RNA<sub>2</sub></i>	<i>E (%) de RNA<sub>1</sub></i>	<i>E (%) de RNA<sub>2</sub></i>
Raisi et al. [253]	2018	28	53.40	54.94		2.88	
		28	45.10	45.91		1.80	
		28	36.30	38.8		6.89	
		28	61.70	70.02		13.48	
		28	57.10	65.37		14.48	
		28	28.70	34.06		18.68	
Sideris et al. [254]	2016	07	32.70	33.51		2.48	
		07	44.30	42.78		3.43	
		28	44.60	43.02		3.54	
		28	54.10	53.08		1.89	
		90	46.00	47.37		2.98	
Boucetta [12]	2014	90	55.60	56.5		1.62	
		07	20.37	21.65		6.28	
		07	25.22	23.42		7.14	
		07	29.10	28.28		2.82	
		07	33.95	31.22		8.04	
		28	30.07	29.26		2.69	
		28	32.98	31.69		3.91	
		28	37.35	37.42		0.19	
		28	36.86	40.55		10.01	
		90	33.47	31.95		4.54	
		90	41.23	33.00		19.96	
		90	45.59	37.68		17.35	
		90	44.14	39.86		9.70	
		365	34.92	40.75		16.70	
365	43.65	34.06		21.97			
365	47.53	36.42		23.37			
365	44.62	41.95		5.98			
Tahwia et al [255]	2018	07	29.7		29.60		0.34
		07	34.2		29.03		15.12
		07	37.8		27.67		26.80
		28	43.2		43.61		0.95
		28	45.9		47.00		2.40
		28	50.4		49.18		2.42
		90	55.8		54.72		1.94
		90	59.4		61.21		3.05
Dinesh et al [256]	2017	90	63.00		66.88		6.16
		28	46.77		47.70		1.99
		28	48.62		49.30		1.40
		28	49.53		50.70		2.36
		28	50.31		51.90		3.16
		28	51.05		52.80		3.43
Syed. A. [257]	2009	28	53.34		53.50		0.30
		28	36.77		37.00		0.63
		28	39.93		38.30		4.05
		28	45.20		40.00		11.50
		28	39.39		41.70		5.86
						<b>8.39 %</b>	<b>4.94 %</b>

#### 4.4.1.4 Etude paramétrique basée sur les résultats du modèle RNA<sub>1</sub> et RNA<sub>2</sub>

La représentation des modèles de prévision de résistance à la compression d'un BAP, avec fillers de calcaire ou fumées de silice peut être faite par plusieurs paramètres affectant ces derniers. Ces paramètres représentent clairement les constituants du BAP.

Les modèles développés des réseaux de neurones ainsi entraînés peuvent être employés pour simuler les effets de quelques facteurs sur la résistance à la compression, et aussi pour obtenir des relations fonctionnelles entre la résistance et ses facteurs correspondants. Dans une certaine mesure, ces modèles s'avèrent raisonnables et faisables.

##### 4.4.1.4.1 Effet du rapport Eau-Liant et des proportions du filler de calcaire ou des proportions de la fumée de silice sur la prévision de la résistance à la compression

Le rapport Eau-Liant (E/L) est le paramètre le plus communément utilisé pour prévoir la résistance à la compression simple d'un béton. Les figures 4.14 et 4.15 représentent respectivement les effets du rapport E/L (0,30, 0,35 et 0,45) sur la prédiction de la résistance à la compression à 3, 7, 28, 90, 180 et 365 jours d'un BAP avec FC (0% à 50 %) modélisé par RNA<sub>1</sub> et d'un BAP avec SF (0% à 40 %) modélisé par RNA<sub>2</sub>. Ces figures montrent que la résistance à la compression diminue significativement avec l'augmentation du rapport E/L aux différents âges quel que soit le dosage d'ajout (FC, FS). Des résultats similaires ont été rapportés par autres chercheurs [51, 166, 185, 230] dans les quels l'effet négatif de l'eau sur la résistance peut être expliqué par une augmentation du volume des pores capillaires dans le béton.

D'autre part, sur les mêmes figures, la perte de résistance à la compression est augmentée de 5% à 60 % avec l'augmentation des dosages du FC de 0 % à 50%. Ceci peut s'expliquer par un effet de dilution du ciment due à l'ajout de FC [190, 258].

Comme le montre la figure 4.15 (a et b), à court terme, notamment (3 et 7 jours), la résistance du BAP de référence (FS = 0,0%) est toujours supérieure à celle du BAP avec FS (10 %, 40 %). Des résultats analogues ont été rapportés par d'autres auteurs [233, 258]. La perte de résistance à la compression augmente de 20 % à 35 % avec l'augmentation de la FS de 0 % à 40 %. Cela peut s'expliquer par l'effet de dilution du ciment par la fumée de silice, la multiplication des pseudocristaux de portlandite; et la réaction pouzzolanique prend place très rapidement consomme la portlandite produite par la nucléation hétérogène.



Sur la figure 4.15 (c, d, e et f), à long terme (28, 90, 180 et 365 jours), la résistance à la compression du BAP de référence (FS= 0%) devient inférieure à celle du BAP avec FS (10 %, 40 %). En d'autres termes, la résistance à la compression du BAP augmente significativement avec l'augmentation de la teneur en SF (0 % à 40 %). Cela peut s'expliquer par l'effet pouzzolanique qui tend à décroître progressivement à long terme, ainsi la contribution de la réaction pouzzolanique à la résistance devient négligeable. A titre d'exemple, à 90 jours et avec rapport Eau-Liant (E/L=0.35), en faisant varier la teneur en FS de 0 à 40%, la résistance à la compression augmente d'environ 9 à 18 % par rapport à celle du BAP de référence.

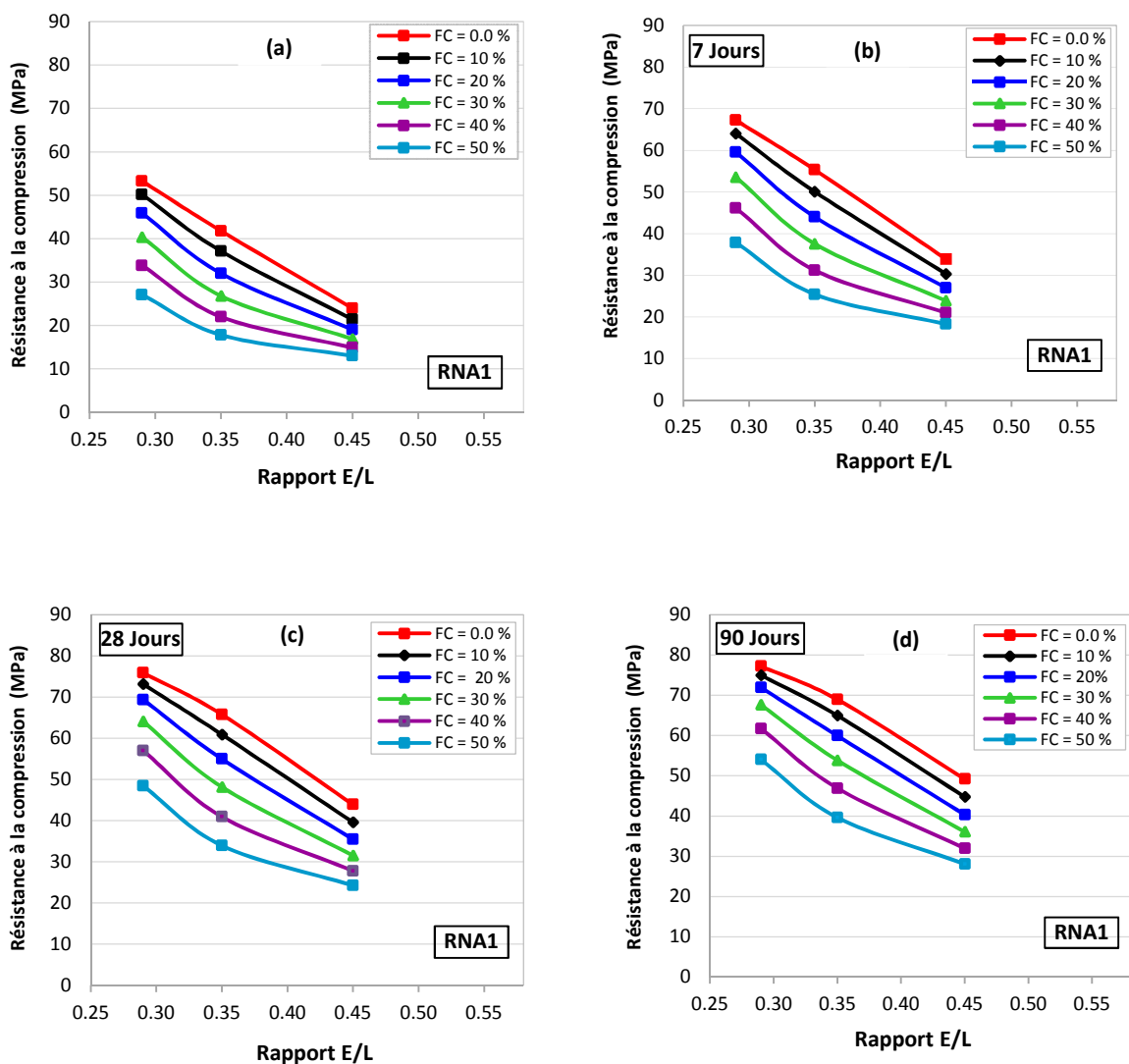


Figure 4.14: Effet du rapport E/L et du dosage de FC sur la prédiction de la résistance à la compression du BAP à différents âges de (a) 3 jours, (b) 7 jours, (c) 28 jours, (d) 90 jours, par le modèle RNA<sub>1</sub>.

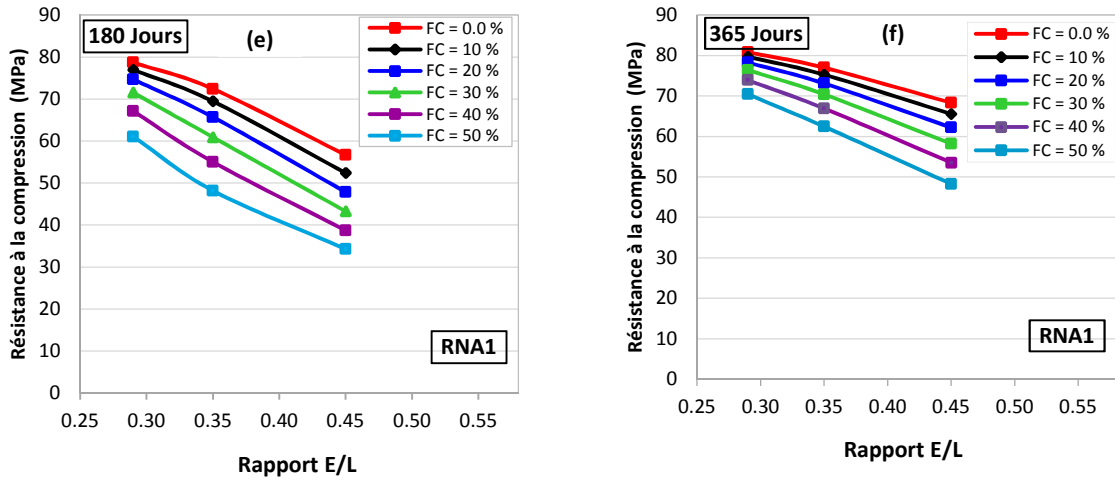


figure 4.14 (suite): Effet du rapport E/L et du dosage de FC sur la prédiction de la résistance à la compression du BAP à différents âges de (e) 180 jours et (f) 365 jours par le modèle RNA<sub>1</sub>.

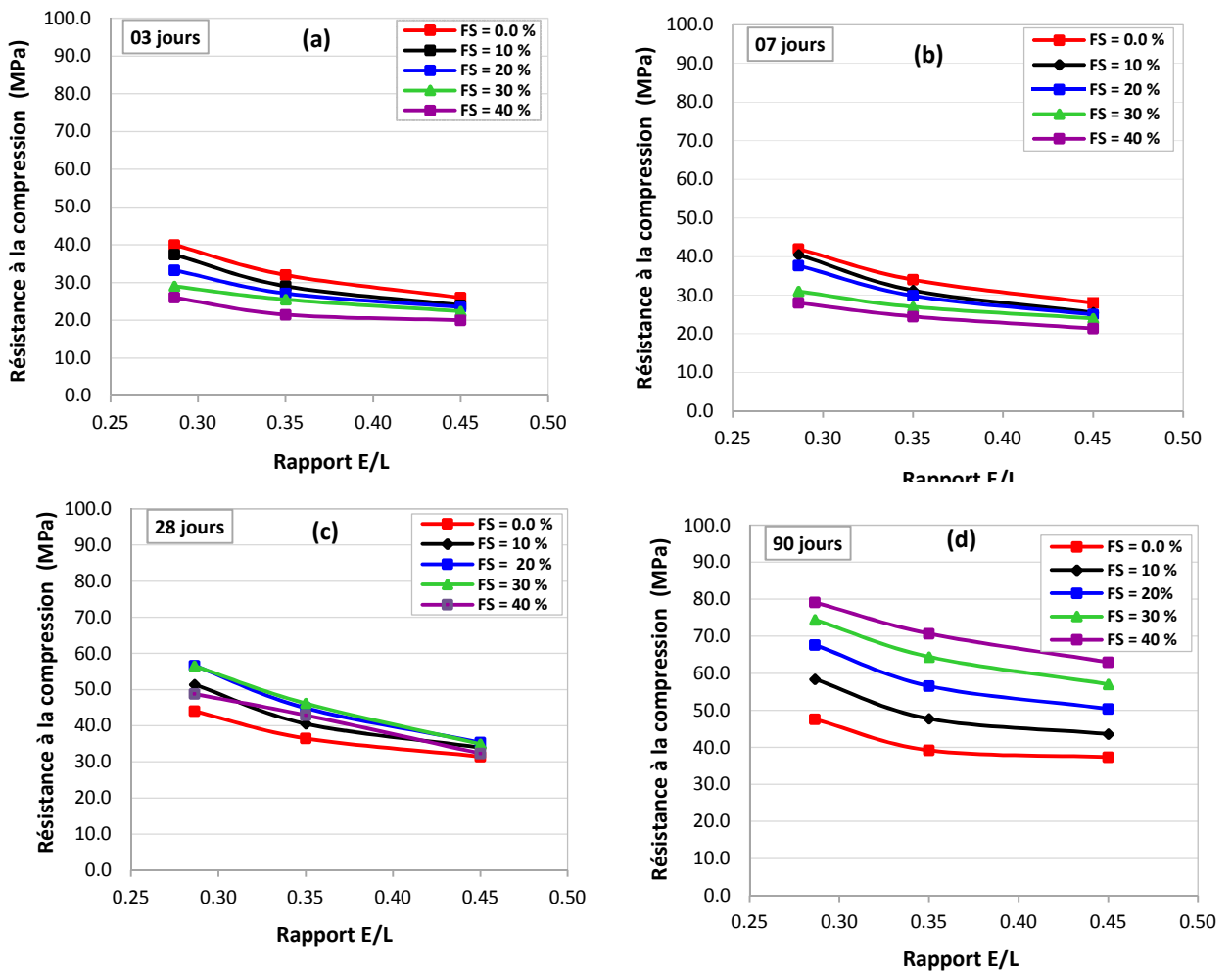


Figure 4.15: Effet du rapport E/L et du dosage de SF sur la prédiction de la résistance à la compression du BAP à différents âges de (a) 3 jours, (b) 7 jours, (c) 28 jours, (d) 90 jours, par le modèle RNA<sub>2</sub>.

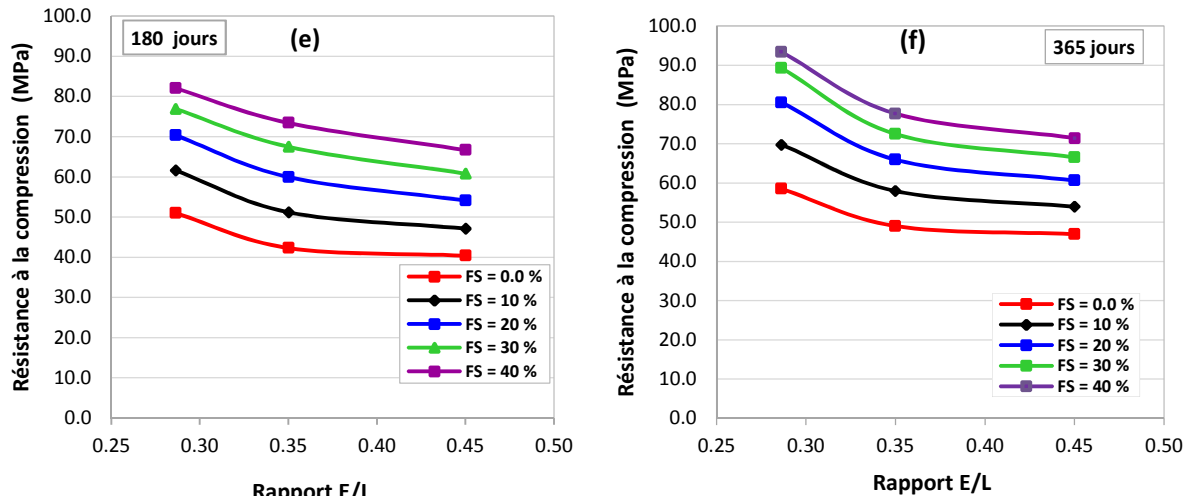


Figure 4.15 (suite): Effet du rapport E/L et du dosage de SF sur la prédiction de la résistance à la compression du BAP à différents âges de (e) 180 jours et (f) 365 jours par le modèle RNA<sub>2</sub>.

4.4.1.4.2 Effet du superplastifiant sur la prévision de la résistance à la compression

Le superplastifiant joue un rôle fondamental pour améliorer les propriétés rhéologiques du BAP. C'est un composant essentiel qui doit être utilisé pour produire ce type de béton. La variation de la résistance à la compression à différents âges avec des dosages de superplastifiant (de 0 % à 4,5 %) pour différentes quantités de FC est illustrée à la figure 4.16. La figure 4.17 montre la variation de la résistance à la compression d'un BAP à différents âges avec des quantités de superplastifiant (de 0 kg à 9 kg) pour différents dosages FS. Selon ces figures, il convient de noter que l'augmentation de la teneur en superplastifiant a un effet positif sur la résistance à la compression à différent d'âges, comme mentionné par Neville [259].

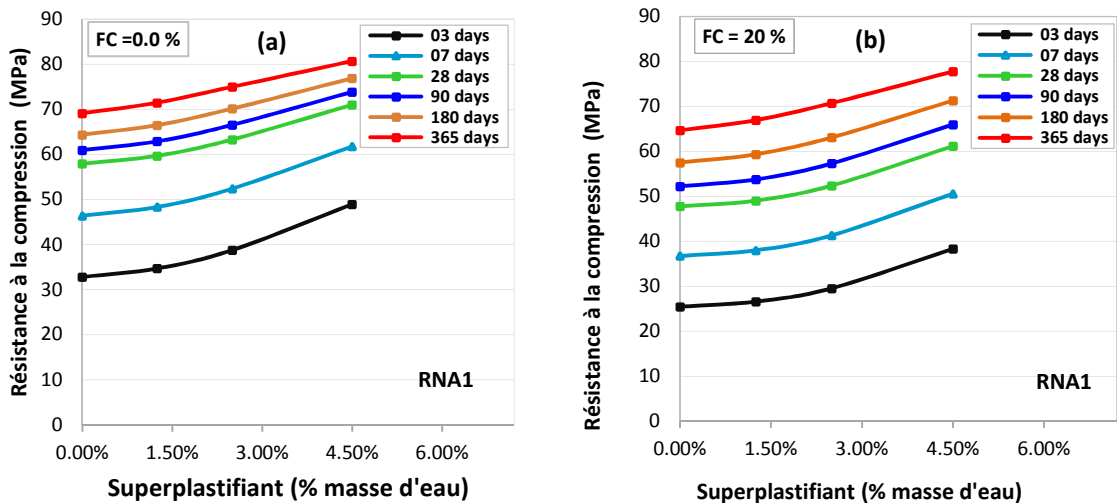


Figure 4.16: Effet du superplastifiant sur la résistance à la compression du BAP à différents âges à une teneur en FC de (a) 0%, (b) 20

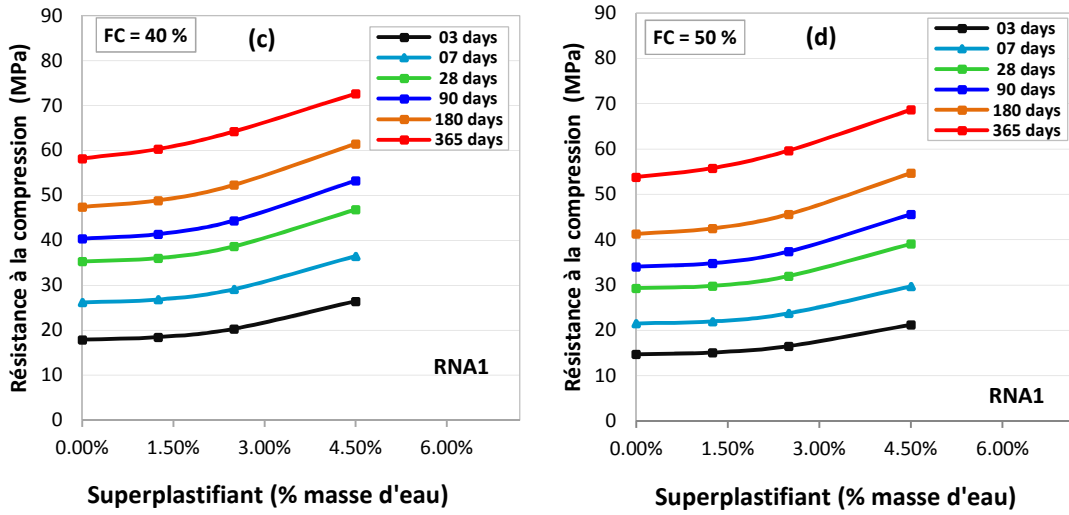


Figure 4.16 (suite): Effet du superplastifiant sur la résistance à la compression du BAP à différents âges à une teneur en FC de (c) 40% et (d) 50%.

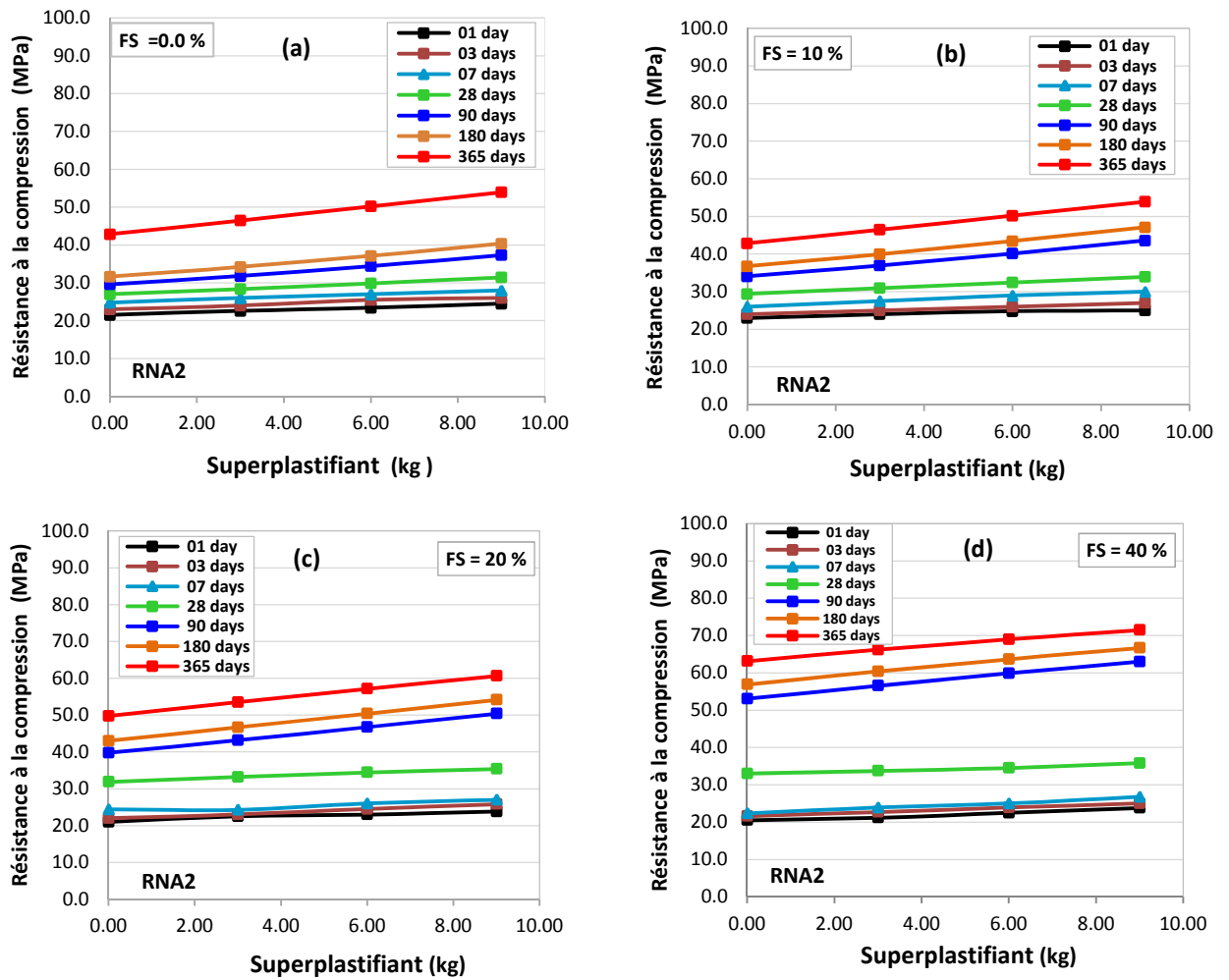


Figure 4.17: Effet le superplastifiant sur la résistance à la compression du BAP à différents âges à une teneur en SF de (a) 0%, (b) 10%, (c) 20% et (d) 40%.

#### 4.4.1.4.3 Effet de la classe de résistance du ciment sur la prévision de la résistance à la compression

Comme mentionné précédemment, la classe de résistance du ciment est un paramètre sensible utilisé pour estimer la résistance à la compression du béton [260-262] appelée aussi classe de résistance du ciment de 32,5 MPa, 42,5 MPa et 52,5 MPa. Comme illustré à la figure 4.18, l'effet de la classe de résistance du ciment sur la résistance à la compression du BAP avec différents dosages de FC, est testée à différents âges et modélisée à l'aide du modèle RNA<sub>1</sub>. Comme prévu, la résistance à la compression du BAP augmente avec l'augmentation de la classe du ciment et aussi avec l'augmentation d'âge du test à différentes teneurs en FC. Par exemple, dans un BAP avec 30% de FC, lorsque les classes de résistance du ciment varient de 32,5 à 52,5, la résistance à la compression à 3 jours, 7 jours, 28 jours, 90 jours, 180 jours et 365 est augmentée de 62%, 55%, 48 %, 47%, 46% et 42%, respectivement.

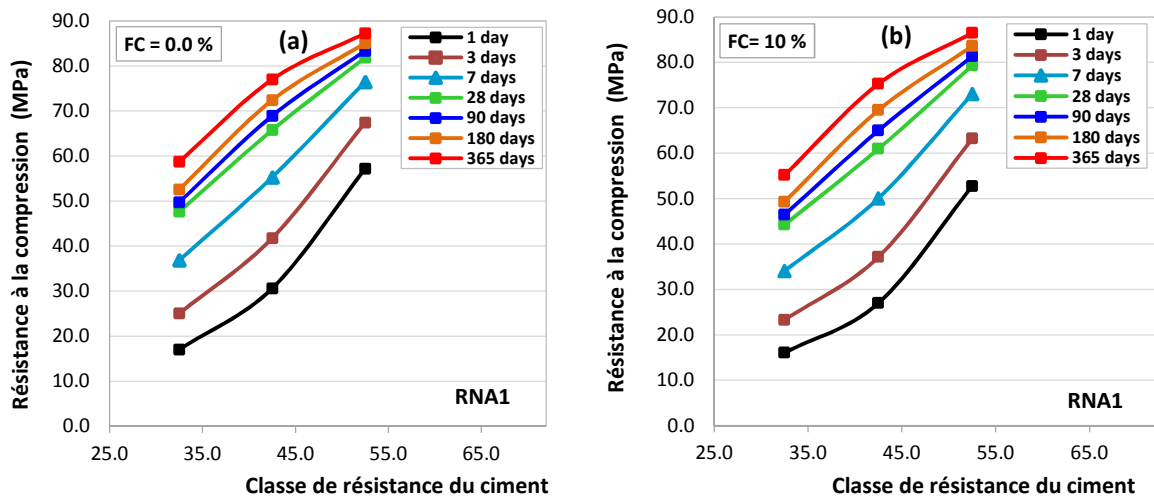


Figure 4.18: Effet de la classe de résistance du ciment sur la résistance à la compression du BAP à différents âges avec une teneur en FC de (a) 0%, (b) 10%.

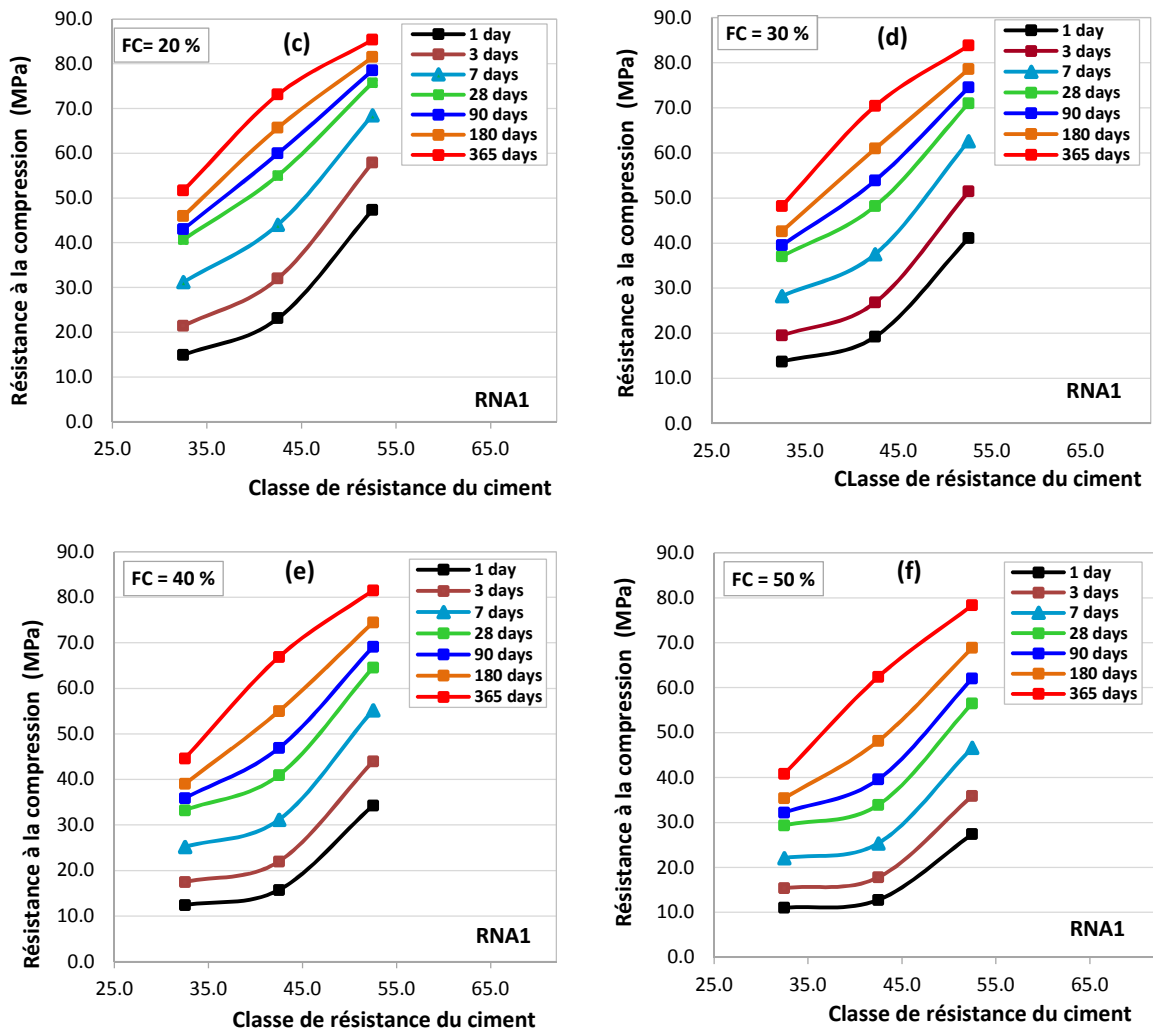


figure 4.18 (suite) : Effet de la classe de résistance du ciment sur la résistance à la compression du BAP à différents âges avec une teneur en FC de (c) 20%, (d) 30%, (e) 40% et (f) 50%.

#### 4.4.2 Construction des modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>

Cette partie est consacrée à établir trois modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub> pour prédire l'étalement, le temps V-entonnoir et le rapport L-box du BAP avec des fillers de calcaire respectivement. Afin de construire ces modèles et comme vu dans les deux modèles précédents, les mêmes procédures ont été utilisées pour sélectionner le type d'apprentissage, le choix de l'architecture et la détermination de la fonction d'activation.

Au début de l'élaboration de ces trois modèles, les bases de données ont été divisées en trois ensembles de données de manière aléatoire, 70 % des données sont employées pour l'apprentissage, 15 % pour le test et les 15 % restant pour la validation pour les modèles

RNA<sub>3</sub> et RNA<sub>5</sub>, et pour le modèle RNA<sub>4</sub> (V-entonnoir), 80 % des données ont été utilisées pour l'apprentissage et les 20 % restant ont été divisés en deux pour la validation et le test.

#### 4.4.2.1 Apprentissage, choix de l'architecture et fonction d'activation

Pour établir, entraîner et tester les modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>4</sub>, l'algorithme de Levenberg-Marquardt a été choisi après plusieurs tests de la performance des différents algorithmes d'apprentissage en termes de calcul d'erreur (MSE) et de coefficient de corrélation (Tableau 4.6) utilisant le même critère d'arrêt de l'apprentissage "validation croisée" (Figure 4.19) .

Tableau 4.6 : Comparaison entre les différents types algorithmes d'apprentissage utilisé par RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>

Modèle	RNA <sub>3</sub>			RNA <sub>4</sub>			RNA <sub>5</sub>		
	R	MSE	Nombre d'itération	R	MSE	Nombre d'itération	R	MSE	Nombre d'itération
trainlm	<b>0.93</b>	<b>0.0168</b>	<b>21</b>	<b>0.94</b>	<b>0.0395</b>	<b>18</b>	<b>0.94</b>	<b>0.0461</b>	<b>17</b>
trainbfg	0.89	0.02059	53	0.88	0.03038	43	0.86	0.04427	29
trainrp	0.84	0.02248	42	0.90	0.02764	95	0.84	0.05136	32
trainscg	0.84	0.02426	52	0.82	0.02966	56	0.88	0.04869	72
traincgf	0.82	0.02796	29	0.80	0.02937	30	0.83	0.04767	44
traincgp	0.81	0.02408	34	0.87	0.02491	117	0.83	0.05495	34
trainoss	0.83	0.0288	61	0.85	0.02719	63	0.85	0.04041	55
traingdx	0.79	0.03503	134	0.80	0.05064	141	0.79	0.03779	134
traingdm	0.45	0.0652	1000	0.63	0.06771	1000	0.51	0.06672	1000
traingd	0.54	0.05864	1000	0.71	0.09854	1000	0.66	0.06183	1000
trainbr	0.93	0.01777	137	0.95	0.03288	326	0.94	0.05240	209

La figure 4.9 présente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération. Comme il peut être noté, l'apprentissage du réseau a entraîné une réduction significative de l'erreur commise entre les valeurs de sortie cibles et celles qui sont prédites. Initialement, l'erreur décroît d'une façon rapide jusqu'à 05 itérations, au-delà elle finit par se stabiliser. D'après la même figure, une bonne concordance ou même assez bonne est obtenue entre les valeurs de sorties mesurées expérimentalement et les valeurs de sorties prédites. La valeur minimale de cette erreur est atteinte après 54 itérations qui correspondent à 0.0110 pour RNA<sub>1</sub>, et 34 itérations et qui correspondent à 0.0196 pour RNA<sub>2</sub>.

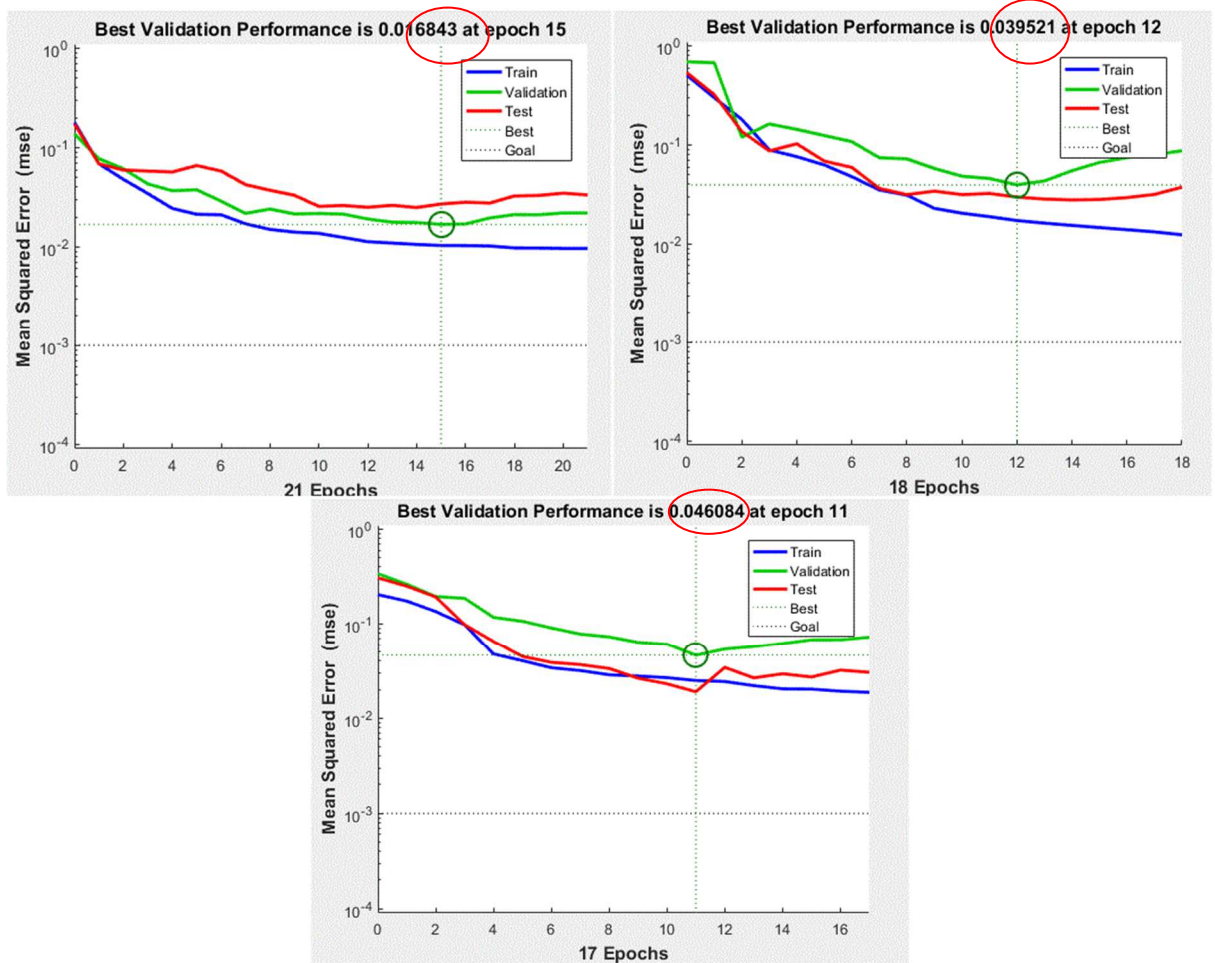


Figure 4.19 : Exemple d'évolution de la convergence de l'erreur 'MSE' d'apprentissage, du test et de la validation pour chaque itération pour RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>.

Dans cette section, les architectures choisies pour nos modèles sont composées de trois couches adjacentes: entrée, cachée et sortie. Le nombre de neurones dans la couche d'entrée correspond au nombre des constituants du BAP avec FC tels que le rapport eau/liant, quantité du liant, pourcentage/quantité des fillers calcaires, agrégats fins, gros agrégats, superplastifiant. D'autre part, le nombre de neurones dans la couche de sortie représente le nombre de la sortie souhaitée (étalement, entonnoir en V et rapport L-box) c.à.d un neurone. Bien qu'il soit possible d'inclure plusieurs neurones dans la couche de sortie représentant diverses propriétés du BAP avec FC, comme mentionné précédemment dans le chapitre 3, le nombre limité de données, qui comprend les trois BAP avec des propriétés FC, rend difficile la formation du réseau simultanément sur toutes les propriétés



de sortie. Par conséquent, il a été décidé de modéliser chaque propriété séparément en utilisant la même architecture de réseau. Afin d'obtenir les résultats souhaités, la taille de la couche cachée a été sélectionnée après plusieurs tentatives à cause l'absence des théories ou des règles pour déterminer cette dernière. Par conséquent, l'architecture d'une couche cachée, avec **huit** neurones cachés, a été choisie pour tous les modèles RNA, comme le montre la figure 4.20

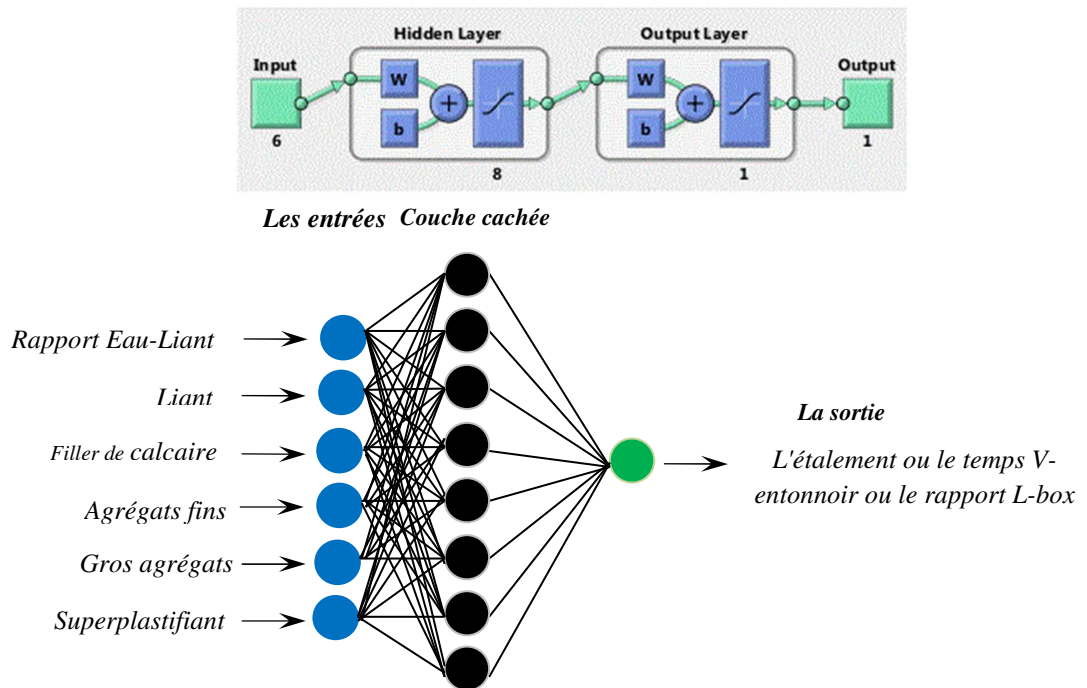


Figure 4.20 : Architecture du Modèle RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>.

Après plusieurs tentatives, la fonction d'activation tansig a été choisie pour être utilisée dans la couche cachée et la couche de sortie pour les trois modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>. Le tableau 4.7 récapitule les différents paramètres d'apprentissage et d'architecture des modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>.

Tableau 4.7 : Paramètres choisis pour les modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>

Paramètres	RNA <sub>3</sub>	RNA <sub>4</sub>	RNA <sub>5</sub>
Nombre de neurones dans la couche d'entrée	6	6	6
Nombre de couche cachée	1	1	1
Nombre de neurones dans la couche cachée	8	8	8
Nombre de neurone dans la couche de sortie	1	1	1
Fonction de cout ou de Performance	MSE	MSE	MSE
Algorithme d'apprentissage	Trainlm	Trainlm	Trainlm
Fonction d'activation pour la couche cachée	Tansig	Tansig	Tansig
Fonction d'activation pour la couche sortie	Tansig	Tansig	Tansig
Paramètre momentum ( $\beta$ )	0.9	0.9	0.9
Taux d'apprentissage $\alpha$	0.01	0.01	0.01
Cycle d'apprentissage	1000	1000	1000

#### 4.4.2.2 Evaluation la performance des modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>

Pour évaluer la performance d'un modèle de prévision, plusieurs tests statistiques (paramètres) existant permettent à chaque fois de mesurer la relation entre observation (expérimentale) et prévision (calculée). Parmi les paramètres utilisés dans cette étude, MSE, RMSE et MAPE sont exprimés par les équations (4.4), (4.5) et (4.6) respectivement. Le tableau 4.8 présente les différentes valeurs des paramètres statistiques (MSE, RMSE et MAPE) des modèles établis.

Tableau 4.8 : Différentes valeurs des paramètres statistiques (MSE, RMSE et MAPE) des modèles établis

	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>	<i>R</i>	<i>R<sup>2</sup></i>
<i>RNA<sub>3</sub></i>	<b>12.83</b>	<b>1.47</b>	<b>0.93</b>	<b>0.86</b>
<i>RNA<sub>4</sub></i>	<b>1.07</b>	<b>7.40</b>	<b>0.94</b>	<b>0.88</b>
<i>RNA<sub>5</sub></i>	<b>0.02</b>	<b>2.12</b>	<b>0.90</b>	<b>0.82</b>

Pour vérifier la qualité du réseau retenu pour chaque modèle RNA<sub>1</sub>, RNA<sub>4</sub>, et RNA<sub>5</sub>, en plus des mesures de l'erreur, l'ensemble entier des données (i.e, données utilisées pour l'apprentissage, le test et la validation) est passé par le RNA, et une régression linéaire est effectué entre les sorties du RNA et les valeurs cibles correspondant. Pour mesurer le degré d'association entre les sorties souhaitées et les sorties cibles, un coefficient de corrélation (R) a été calculé par l'équation 4.7. Les valeurs de ce coefficient de l'étalement, l'entonnoir

en V et le rapport L-box, pour les trois modèles, sont montrées sur la figure 4.21. De ces figures, il a été constaté que RNA<sub>3</sub> RNA<sub>4</sub> et pour RNA<sub>5</sub> ont de bonnes performances vis-à-vis de la corrélation entre les valeurs observées et les valeurs prédites telles que les coefficients de corrélation globale de chaque propriété qui sont à 0.93, 0.94 et 0.90 pour le modèle RNA<sub>3</sub> RNA<sub>4</sub> et pour RNA<sub>5</sub> respectivement. Mais cela reste insuffisant pour juger nos modèles.

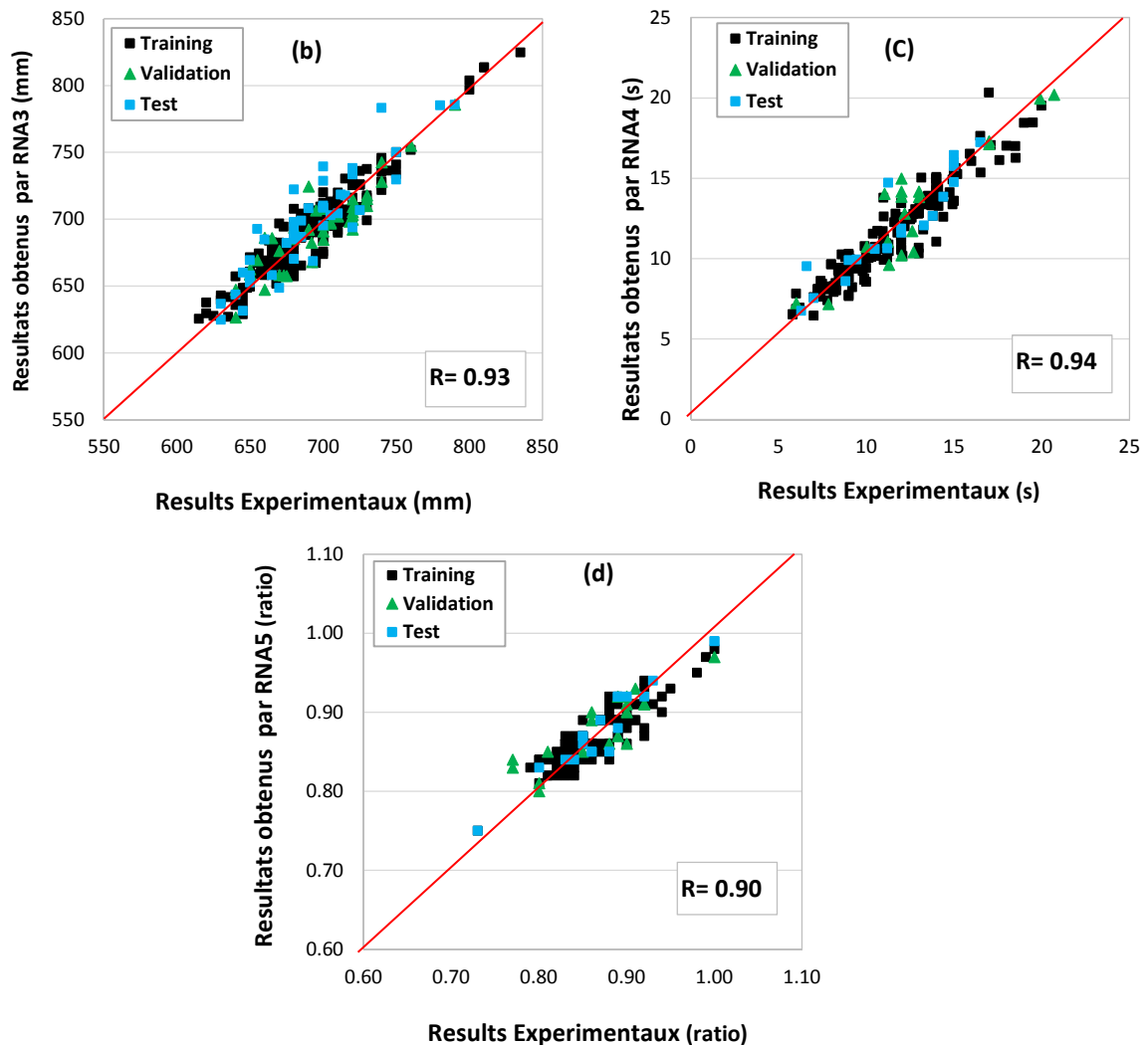


Figure 4.21 : Relation linéaire entre les valeurs expérimentales de (a) l'étalement, (b) l'entonnoir en V et (c) le rapport L-box et celles prédites par RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub> pour BAP avec fillers de calcaire.

Les figures 4.22, 4.23 et 4.24 présentent la simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par les modèles neuronaux établis RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>. Il ressort des mêmes figures qu'un bon accord a été obtenu entre les sorties expérimentales et celles calculées par les réseaux de neurone.

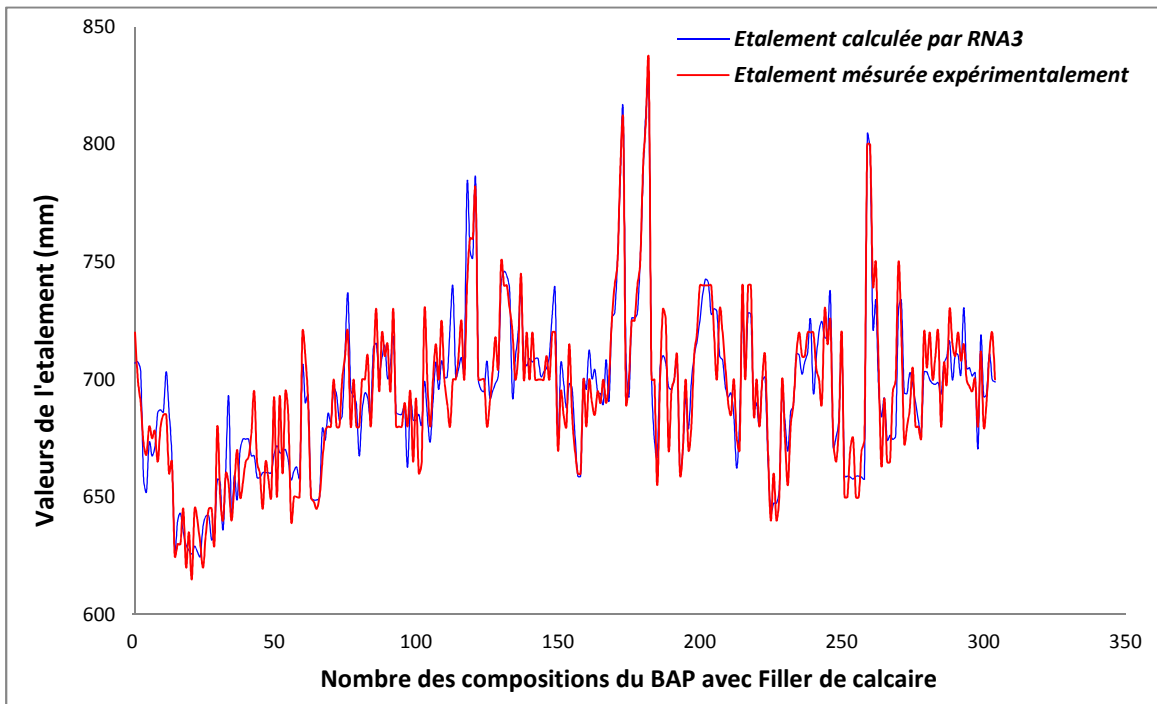


Figure 4.22: Simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par le modèle RNA<sub>3</sub>.

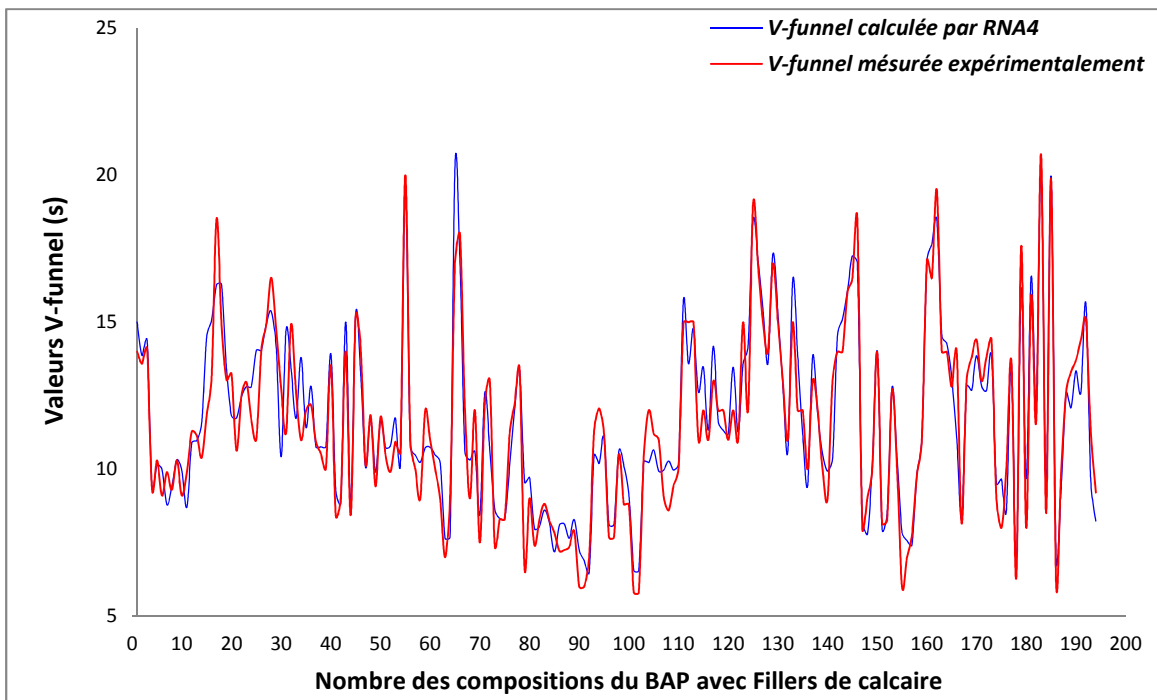


Figure 4.23: Simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par le modèle RNA<sub>4</sub>.

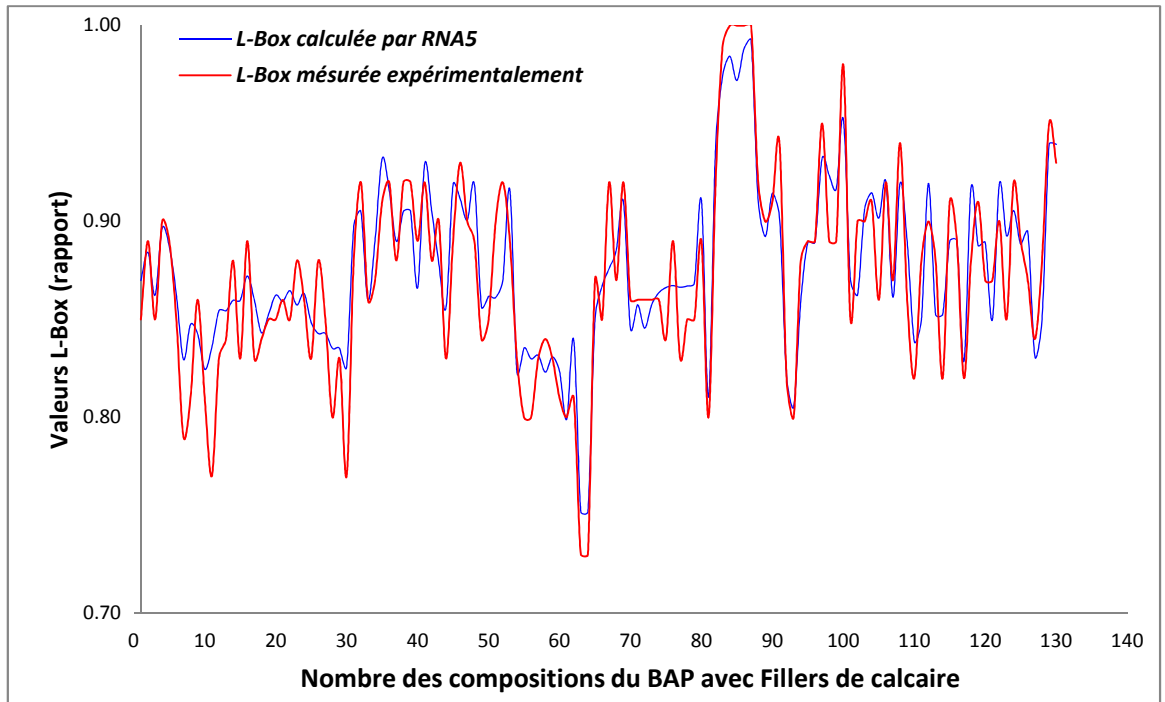


Figure 4.24: Simulation entre les sorties expérimentales de la base des données avec les sorties calculées par le modèle RNA<sub>5</sub>.

#### 4.4.2.3 Validation de la performance des modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>

La capacité de prédiction des modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub> proposés doit être testée et validée par la comparaison entre les résultats calculés par ces modèles pour des nouveaux donnés et les résultats expérimentaux pour les mêmes donnés. La disponibilité de nouvelles données, permet de mieux tester la fiabilité de prédiction des modèles.

La comparaison entre les valeurs prédites obtenue par les modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub> développés et celle obtenues expérimentalement par les chercheurs est indiquée dans le tableau 4.9, la comparaison est faite selon le calcul de l'erreur relative exprimée par l'équation 4.8. Par conséquent, les modèle RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub> ont été validés avec un total de 18, 6 et 12 données (formulation/ étalement, entonnoir en V et rapport L-box) respectivement d'un BAP contenant des fillers de calcaire.

Tableau 4.9 : Comparaison des résultats prédits par les modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub> et les résultats d'autres chercheurs

Auteur	Année	Étalement (mm)			V-funnel (s)			Rapport L-Box (H2/H1)			
		Exp	RNA <sub>3</sub>	E (%)	Exp	RNA <sub>4</sub>	E (%)	Exp	RNA <sub>5</sub>	E (%)	
Bhattacharya et al [263]	2008	675.00	694.76	2.84							
		710.00	695.72	2.05							
		650.00	695.33	6.52							
Grünewald et De Schutter [174]	2016	700.00	695.24	0.68							
		660.00	670.07	1.50							
		750.00	707.88	5.95							
		750.00	612.97	22.36							
		730.00	710.22	2.79							
Ioannis et Trezos [181]	2013	750.00	648.00	15.74							
		793.00	681.44	16.37							
		699.00	649.34	7.65							
		616.00	639.00	3.60							
Parra et al [189]	2011	580.00	649.01	10.63							
		634.00	643.00	1.40							
		650.00	673.11	3.43	9.90	11.06	10.49				
		670.00	693.20	3.35	12.10	13.85	12.64				
Karem Abd [246]	2014	680.00	692.09	1.75	12.00	14.24	15.73				
		670.00	712.48	5.96	12.50	14.69	14.91				
					7.00	8.60	18.60				
El Hilali [46]	2009				9.00	8.60	4.65	0.86	0.86	0.00	
								0.88	0.88	0.00	
Tennich et al [202]	2015							0.90	0.89	1.12	
Hani et al [175]	2018							0.90	0.89	1.12	
								0.91	0.91	0.00	
Raisi et al [253]	2018							1.00	0.93	7.53	
								1.00	0.94	6.38	
									0.90	0.86	4.65
									0.92	0.90	2.22
									0.94	0.90	4.44
							0.90	0.88	2.27		
							0.91	0.87	4.60		
Erreur moyenne				<b>6.37</b>		<b>12.84</b>			<b>2.86</b>		

#### 4.4.2.4 Étude paramétrique basé sur les résultats des modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub>

Dans le but de simuler l'impact des paramètres d'entrée et les interactions entre les paramètres à l'aide des modèles RNA<sub>3</sub>, RNA<sub>4</sub> et RNA<sub>5</sub> pour prédire les propriétés à l'état frais du BAP (étalement, entonnoir en V et rapport L-box) avec des fillers de calcaire, une étude paramétrique a été réalisée. Dans cette analyse, un paramètre a été varié, tandis que les autres paramètres sont maintenus constants.

#### 4.4.1.4.4 Effet du rapport Eau-Liant et des proportions du filler de calcaire sur la prévision de l'étalement, de l'entonnoir en V et du rapport L-box

La figure 4.25 présente les effets du rapport E/L (0,30 à 0,45) et des dosages FC (0 à 50%) sur la prévision de l'étalement, du temps de l'entonnoir en V et du rapport de la boîte en L en utilisant les modèles RNA correspondants.

A partir de la figure 4.25-a, l'augmentation du rapport E/L de 0,30 à 0,45 pour différents dosages de FC (0 à 50%) augmente significativement le diamètre d'écoulement de l'étalement. Une tendance similaire a, également, été observée lors de l'augmentation de la teneur en FC à différentes quantités de teneurs en liant (Figure. 4.25-b). Par exemple, à 20 % de FC, l'augmentation du rapport E/L de 0,30 à 0,45 améliore l'écoulement de l'étalement de 9,5%. Avec un rapport E/L de 0,35 une amélioration de l'étalement de 6,97%, lors de l'augmentation du dosage FC de 10 % à 40 %, a été observée.

Cependant, le temps d'écoulement des BAP à travers l'entonnoir en V diminue avec l'augmentation du rapport E/L à différentes teneurs en FC (Figure. 4.25-c). La même observation peut être constatée concernant l'augmentation de la teneur en FC à différentes quantités de liant (Figure. 4.25-d).

Le temps de passage de l'entonnoir en V est diminué de l'ordre de 8 à 20 s avec l'augmentation de la teneur en FC et le rapport E/L, ce qui confirme le temps de l'entonnoir en V adéquat pour le BAP (<27 s) [70].

Une légère augmentation a été observée pour la capacité de passage du L-box avec l'augmentation du rapport E/L comme le montre à la figure 4.24-e. Une tendance similaire a été constatée lors de l'augmentation de la teneur en FC à différentes quantités de liant (Figure. 4.25-f). À ces teneurs en FC, les valeurs de rapport L-box prédites convergent dans la plage (0,75 – 0,95) comparable aux valeurs généralement recommandées [72].

Par conséquent, les résultats indiquent une amélioration de la maniabilité du BAP avec l'utilisation du FC comme substitution partielle du ciment. Cela peut s'expliquer par l'amélioration de la distribution des particules du squelette de la poudre, réduisant ainsi les frottements inter-particules et assurant une meilleure densité du système, ce qui concorde parfaitement avec les résultats rapportés ailleurs [49, 264].

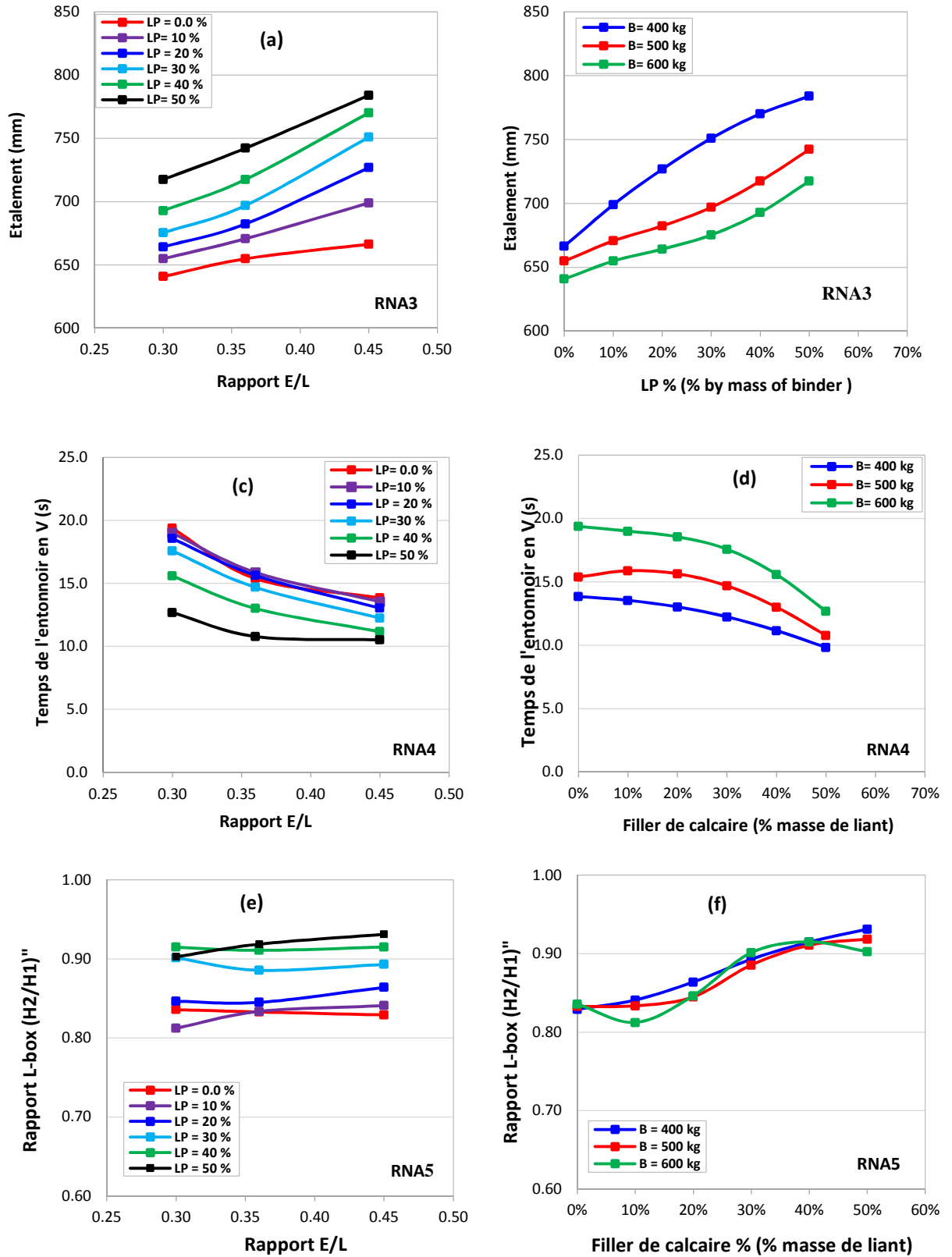


Figure 4.25: Effet du rapport E /L et du dosage de FC sur l'étalement (a, b), sur le temps de l'entonnoir en V(c, d) et sur le rapport de la boîte L (e, f).



4.4.1.4.5 Effet du superplastifiant sur la prévision l'étalement, l'entonnoir en V et rapport L-box

La figure 4.26 illustre l'effet du superplastifiant sur la prédiction des principales propriétés à l'état frais (étalement, V-entonnoir, L-box) d'un BAP contenant des fillers de calcaire (FC) en utilisant les modèles RNA correspondants. Les figures 4.26 (a, b et c) montrent les prédictions RNA de l'étalement, du temps de l'entonnoir en V et du rapport L-box associé9\*s à différents dosages de SP et différents dosages de FC. Il peut voir clairement que SP améliore significativement l'ouvrabilité des BAP.

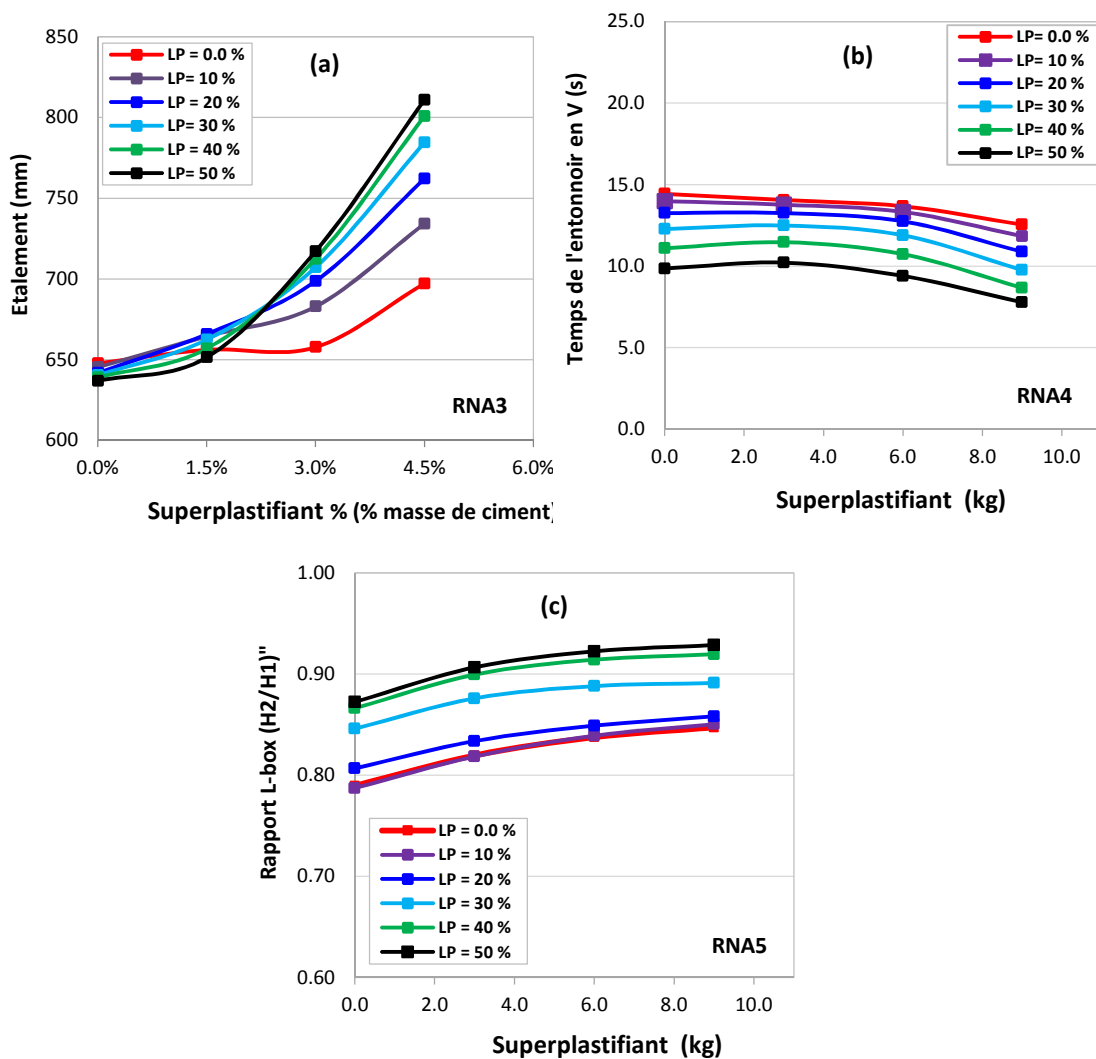


Figure 4.26 Effet du superplastifiant sur l'étalement (a), le temps de l'entonnoir en V (b) et le rapport L-box (c) du BAP pour différents dosages de FC.

D'autre part, il convient de signaler que toutes les valeurs d'étalements, prédites par les RNA<sub>3</sub> dans cette analyse, se situent dans la plage (645–795 mm), ce qui maintient

l'ouvrabilité des BAP frais dans une plage d'étalement acceptable (500–800 mm) [72] comme le montre la figure 4.26-a. En outre, on peut observer sur la figure 4.26-b que les temps d'écoulement de l'entonnoir en V prédits par RNA<sub>4</sub> sont de l'ordre de (7 à 15 s), ce qui confirme le temps de l'entonnoir en V adéquat pour le BAP (<27 s) [70]. Le modèle RNA<sub>4</sub> a prédit la capacité de passage de la L-box H<sub>2</sub>/ H<sub>1</sub> et il est dans la plage de (0,75-1,0) comme le montre la figure 4.26-c. Ces résultats concordent parfaitement avec les résultats publiés ailleurs, qui ont montré que le superplastifiant améliore la capacité d'écoulement des BAP par leurs actions de liquéfaction et de dispersion [265].

#### 4.5 Interface adopté pour les modèles développés

Pour que les modèles développés dans la présente étude soient utiles et pratique, et pour faciliter leurs utilisations, une interface visuelle orientée utilisateur a été implémentée à l'aide de la base de MATLAB (R2016b). Les figure 4.27, 4.28 montrent l'interface qui permet à l'utilisateur d'entrer des valeurs numériques pour le rapport eau-liant, la quantité de liant, d'ajout, d'agrégats et de superplastifiant et l'âge du cure, enfin, en cliquant sur le bouton de prédiction, la propriété souhaité du BAP est affichée directement.



Figure 4.27 : interface des modèles développés de RNA<sub>1</sub>.

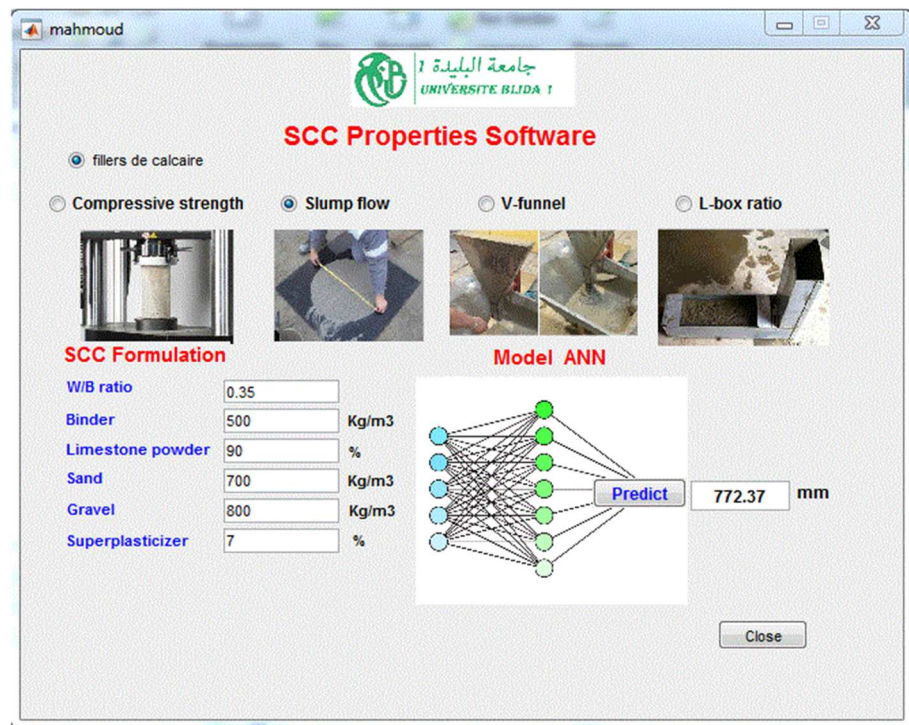


Figure 4.28 : interface des modèles développées de RNA<sub>3</sub>.

#### 4.6 Conclusion

La conception des modèles pour la prévision des propriétés du BAP a été présentée dans ce chapitre. La méthode de réseau de neurone a été utilisée pour développer quatre (04) modèles pour l'estimation des différentes propriétés à l'état frais (étalement, V-entonnoir, L-box) et la résistance à la compression du BAP contenant des fillers de calcaire et un (01) modèle pour prédire la résistance à la compression d'un BAP incorporant des fumée de silice.

Les cinq modèles sont développés en tenant compte des paramètres les plus influents, y compris les proportions des constituants du BAP (rapport E/L, liant, dosage en FC ou FS et superplastifiant), l'âge des tests et la classe de résistance du ciment. Sur la base des résultats des simulations des modèles des réseaux de neurones, les conclusions suivantes peuvent être tirées:

- la performance et la robustesse des modèles développés réside dans le temps de calcul, la réduction d'erreur (la précision de prédiction) entre les résultats

souhaitées et les résultats expérimentaux grâce à l'algorithme Levenberg-Marquardt, qui a été utilisé pour l'apprentissage, le test et la validation.

- les modèles proposés montrent que la prévision des propriétés à l'état frais (étalement, V-entonnoir, L-box) et la résistance à la compression du BAP sont sensibles à la variation des proportions des constituants (rapport E/L, liant, dosage des ajouts "FC/FS" et superplastifiant). Les résultats de la simulation sont en accord avec ceux de la littérature;
- la classe de résistance du ciment est un paramètre très important et très efficace, elle devrait être prise en compte dans le modèle RNA<sub>1</sub> proposé pour rendre les prévisions plus précises et plus acceptables. L'influence de la qualité du ciment pourrait être étudiée expérimentalement, ce qui pourrait confirmer l'exactitude de la prédiction.
- en général, une amélioration de l'ouvrabilité du BAP, avec l'utilisation du FC en remplacement partiel du ciment, a été constatée et satisfait aux critères du BAP tandis qu'une diminution de la résistance à la compression est observée. Les résultats démontrent qu'il est possible d'utiliser du FC pour fabriquer du BAP de résistance normale.
- avec la tendance à augmenter l'utilisation du BAP mixte dans la construction, l'utilisation des modèles RNA proposés pour prédire leurs propriétés semble très prometteuse et pratique du point de vue de la précision, du temps et du coût.

## CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

## CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

### 1. Conclusion

Le BAP est un matériau caractérisé par deux propriétés principales, la fluidité et l'homogénéité. Ces deux propriétés sont rendus possibles en introduisant dans les formulations des adjuvants obtenues par l'emploi des superplastifiants et l'utilisation d'un volume important de pâte. Cependant, concilier entre fluidité, homogénéité, stabilité et coût de production représente un vrai défi. Ainsi, l'utilisation des additions minérales telles que des fillers calcaires et les fumées de silice dans la formulation des BAP représente une solution économique et environnementale intéressante. En plus, l'utilisation généralisée des fillers calcaires et les fumées de silice dans le monde contribue aussi à réduire la production du ciment qui nécessite une température élevée, ce qui participe à la réduction la quantité de combustible utilisée pour l'industrie du ciment, ainsi que l'émission du CO<sub>2</sub> de l'industrie cimentière dans la nature.

En raison de sa formulation et ses propriétés spécifiques à l'état frais, le BAP fait l'objet de nombreuses études et les chercheurs continuent à développer des modèles empiriques et numériques permettant de prédire son comportement. En particulier, la résistance à la compression et l'ouvrabilité qui sont les deux propriétés physiques fondamentales pour apprécier la qualité du BAP. Plusieurs méthodes mathématiques et des techniques statistiques ont été développées pour élucider les liens exacts existant entre les proportions des constituants et les propriétés des mélanges obtenus. Cependant, la majorité de ses méthodes ne repose pas sur un corpus scientifique à la fois solide et explicite. Récemment, plusieurs chercheurs ont appliqué la technique des réseaux de neurones artificiels pour résoudre plusieurs problèmes de génie civil. Les résultats obtenus prouvent que l'approche RNA est considérée comme un outil utile et puissant, résolvant une classe importante des problèmes de la formulation, de l'ouvrabilité, de l'hydratation, de la résistance et également celle de la durabilité des bétons.

Cinq modèles ont été développés afin de prédire les propriétés du BAP à l'état frais et à l'état durci ainsi. Les modèles développés sont cités comme suit :

- modèle 01 et modèle 02 : pour la prévision de la résistance à la compression du BAP avec des fillers de calcaire et du BAP avec fumées de silice respectivement.

- modèle 03, modèle 04 et modèle 05 : pour la prévision du diamètre de l'étalement, du temps V-entonnoir et du rapport L-box du BAP avec des filler calcaires respectivement.

En premier lieu, une méthodologie a été suivie pour la sélection et l'organisation des données de recherches existantes sur les bétons autoplacants contenant des fillers des calcaires et fumé des silices. Après la présentation des procédures de collecte de données expérimentales pour l'apprentissage des modèles des réseaux de neurones à développer, l'organisation et la normalisation de ces données, un programme numérique a été développé sous le MATLAB pour la numérisation de ces données. Dans le but de former des bases de données pour le développement des modèles de réseaux de neurones artificiels, trois étapes essentielles ont été impliquées : la collection, l'organisation avec filtrage ainsi que la séparation des données. La séparation des données a été évaluée en utilisant deux parties essentielles, une base de données pour l'apprentissage et une autre pour la validation des modèles. Les données ont été obtenues à partir de différentes sources de la littérature. Les données collectées sont disposées dans différents formats de paramètres d'entrée qui couvrent les principaux composants du BAP tel que le rapport eau-liant, la quantité du liant, le pourcentage d'ajout, le volume des agrégats fins, le volume des gros agrégats et la quantité de superplastifiant, ainsi que les paramètres qui affectent les différentes propriétés du béton.

En second lieu, l'application de l'approche réseaux de neurones pour prévoir les propriétés du BAP a permis de développer des modèles avec une précision tout à fait satisfaisante. Les résultats de l'application de ces modèles ont montré que cette démarche est importante en comparant, avec les résultats précédents. De plus, de nombreux facteurs comme la composition du béton, le taux de substitution et l'âge du béton affectent les propriétés du BAP. Un type d'apprentissage supervisé à rétro-propagation a été utilisé avec un algorithme de Levenberg-Marquardt (`trainlm`). Une validation des modèles avec des résultats d'autres chercheurs qui ne sont pas introduit dans la base de données a été évaluée dans le but de tester la capacité des modèles pour prédire les propriétés de nouvelles formulations. Dans le but de tester la performance satisfaisante des modèles RNA développés qui ont démontré la capacité de prévoir les propriétés du BAP, il est important d'examiner l'effet des principaux ingrédients du mélange sur les propriétés du BAP. A cet effet, une étude paramétrique a été effectuée et des résultats satisfaisants ont été obtenus:

Les cinq modèles sont développés en tenant compte des paramètres les plus influents, y compris les proportions des constituants du BAP (rapport E/L, liant, dosage en FC ou FS et superplastifiant), l'âge des essais et la classe de résistance du ciment. Sur la base des résultats des simulations des modèles RNA, les conclusions suivantes peuvent être tirées:

- la performance et la robustesse des modèles développés réside dans le temps de calcul, la réduction d'erreur (la précision de prédiction) entre les résultats souhaités et les résultats expérimentaux grâce à l'algorithme Levenberg-Marquardt, qui est utilisé pour l'apprentissage, le test et la validation.
- les modèles proposés montrent que la prévision des propriétés à l'état frais (étalement, V-entonnoir, L-box) et la résistance à la compression du BAP sont sensibles à la variation des proportions des constituants (rapport E/L, liant, dosage des ajouts "FC/FS" et superplastifiant). Les résultats de la simulation sont en accord avec ceux de la littérature.
- la classe de résistance du ciment est un paramètre très important et très efficace, elle devrait être prise en compte dans le modèle RNA<sub>1</sub> proposé pour rendre les prévisions plus précises et plus acceptables. L'influence de la qualité du ciment pourrait être étudiée expérimentalement, ce qui pourrait confirmer l'exactitude de la prédiction.
- En général, une amélioration de l'ouvrabilité du BAP, avec l'utilisation du FC en remplacement partiel du ciment a été constatée et satisfait aux critères du BAP tandis qu'une diminution de la résistance à la compression est observée. Les résultats démontrent qu'il est possible d'utiliser du FC pour la fabrication du BAP de résistance normale.
- Avec la tendance à augmenter l'utilisation du BAP mixte dans la construction, l'utilisation des modèles RNA proposés pour prédire leurs propriétés semble très prometteuse et pratique du point de vue de la précision, du temps et du coût.

## 2. Recommandations et Perspectives

Focalisée sur l'application de la technique de réseaux de neurones artificiels sur le BAP, cette étude a permis de répondre à la problématique posée et, a conduit à l'élaboration des modèles pour la prévision des propriétés du BAP contenant des fillers de calcaire/fumée de silice à l'état frais et à la résistance à la compression simple. Et de bons résultats ont été obtenus.



En ce qui concerne un approfondissement des modèles développés, nous recommandons d'améliorer ces derniers par les points suivants:

- l'élargissement de la base de données par une mise à jour périodique.
- l'application une autre technique de modélisation par la combinaison des réseaux de neurones avec la logique floue ou les algorithmes génétiques, pour augmenter la performance des modèles élaborés
- Proposition des formules mathématique issue des résultats de réseaux de neurones pour estimer la résistance à la compression simple du BAP contenant fillers de calcaires ou fumées de silices.

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

1. Okamura H and Ozawa K. (1994). Self-Compactable High Performance Concrete in Japan. International Workshop on High performance Concrete. Bangkok.
2. Ozawa K., Maekawa K., Kunishina M., Okamura H. (1989). Developpement of high performance concrete based on durability design of concrete structures. Proceedings of the second East Asia and Pacific conference on structural engineering and construction (EASEC-2), Chlang Mai (Editor), Thailand, pp. 445-450.
3. Skarendahl A and Petersson, O. (2000). Self-Compacting Concrete - State-of-the-Art Report of RILEM TC 174-SCC. RILEM Publications, ISBN: 2-912143-23-3. France.
4. The Concrete society, BRE. (2005). Self-Compacting Concrete. Technical Report No.62, A Review, Day RTU, Holton IX, Editors, Camberley, Concrete Society, Surrey,UK.
5. Wallevik O. H., Nielsson I. (2003). The present-the future. In : The 3<sup>rd</sup> International RILEM Symposium on self-compacting concrete, RILEM Publications S.A.R.L, Bagneux, France, pp. 6-14.
6. Billberg P. (1999). Self-compacting concrete for civil engineering structures – the Swedish experience. CBI report, vol. 2, no. 99, pp.80.
7. <http://www.umacon.fr/beton-autoplacant-definition-usage/>
8. Sedran T. (1995). Les bétons autonivelants (BAN) : Synthèse bibliographique. Bulletin de liaison des Laboratoires des Ponts et Chaussées, vol. 196, pp.53-60.
9. Okamura H., et Ouchi M. (2003). Self-compacting concrete. Journal of advanced concrete echnology, vol.1, no. 1, pp. 5-15.
10. Aitcin P., Jiang S., Kim B G., Petrov. N. (2001). L'interaction ciment/superplastifiant. Cas des polysulfonates. Bulletin des laboratoires des Ponts et Chaussées, vol. 233, pp. 87-98.

11. Boukni B. (2012). Contribution à l'étude expérimentale du comportement thermomécanique des Bétons Autobloquants. Thèse de Doctorat, Université Mentouri Constantine. Algérie.
12. Boucetta T.A. (2014). Contribution du laitier granule et de la poudre de verre sur les propriétés d'écoulement et de durabilité des bétons autoplaçants et de hautes performances. Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar-Annaba, Algérie.
13. Turcry P. (2004). Retrait et Fissuration des bétons autoplaçants : influence de la formulation. Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes et l'Université de Nantes, France.
14. Shindoh T and Yaasunori M. (2003). Development of combination-type Self-compacting concrete and evaluation test methods, Journal of advanced concrete technology, vol. 1, no. 1, 26-36.
15. Boukhelkhal A. (2019). Comportement physico-mécanique et durabilité en climat chaud des mortiers autoplaçants à base d'ajouts binaires et ternaires, Thèse De Doctorat, Université Ammar Telidji, Laghouat, Algeria.
16. Deeb R. (2013). Flow of self-compacting concrete. PhD thesis, School of Engineering, Cardiff University, UK, pp. 256.
17. Okamura H. (1999). Self-compacting concrete, high performance Concrete. Social System Institute, Concrete. Int. vol. 19, no. 7, pp. 50-54, Tokyo (in Japanese).
18. Khayat K.H., Assaad J., Daczko J. (2004). Comparison of field-oriented test methods to assess dynamic stability of self-consolidated concrete. ACI Materials Journal, vol. 101, no. 2, pp. 168-176.
19. Association Française de Génie Civil (AFGC), (2000). Béton Autoplaçants : Recommandations Provisoires. Document scientifiques et techniques.
20. Bensebti S.E. (2008). Formulation et propriétés des bétons autoplaçants à base de matériaux locaux. Thèse de Doctorat, Université Mentouri-Constantine.
21. Jossierand L. (2002). Ressuage des bétons hydrauliques. Thèse de doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées. France.

22. Association française de Génie Civil (AFGC). (2002). Bétons Auto- Plaçants  
Recommandations provisoires, p 63.
23. NF EN 12350-8. (2010). Essai pour béton frais –partie 8: Béton autoplaçant-Essai  
d'étalement.
24. NF EN 12350-9. (2010). Essai pour béton frais - partie 9 : béton auto-plaçant - Essai  
d'écoulement à l'entonnoir en V.
25. Roussel N. (2007). The LCPC BOX : A cheap and simple technique for yield stress  
measurements of SCC. *Materials and Structures*, vol. 40, pp. 889–896
26. NF EN 12350-10. (2010). Essai pour béton frais - Partie 10 : béton auto-plaçant -  
Essai à la boîte en L.
27. Hayakawa M., Matsuoka Y., Shindoh, T. (1993). Development and application of  
super-workable concrete. *Proceedings of the International RILEM Workshop on  
Special Concretes: Workability and Mixing*, Paisley, Scotland, pp.183-190.
28. NF EN 12350-12. (2010). Essai pour béton frais - Partie 12 : béton auto-plaçant - Essai  
d'écoulement à l'anneau.
29. NF EN 12350-11. (2010). Essai pour béton frais - Partie 11 : béton auto-plaçant - Essai  
de stabilité au tamis.
30. Umehara H., Uehara T., Enomoto Y., Oka S. (1994). Development and usage of  
lightweight high performance concrete. *Proceedings of International Conference on  
high performance concrete (supplementary papers)*, Singapore. Detroit, USA : ACI.  
p.339-353.
31. Assié S. (2004). Durabilité des bétons autobloquants. Thèse de Doctorat, institut  
national des sciences appliquées de Toulouse. France.
32. Menai K. (1995). Etude de l'effet d'ajouts chimiques et minéraux sur la maniabilité, la  
stabilité et les performances des bétons autonivelants. Mémoire de maîtrise. Spécialité :  
génie civil. Université de Sherbrooke, Canada.

33. El-Barrak M. (2005). Contribution à l'étude de l'aptitude à l'écoulement des bétons autoplacants à l'état frais. Thèse de Doctorat, Université Toulouse III– Paul Sabatier, France.
34. Madani A. (2015). L'acceptabilité sociale des projets miniers en Algérie : Cas de Ain Defla et Bejaia. *European Scientific Journal*, vol. 11 no. 3, pp. 326-341.
35. <http://www.made-in-algeria.com/annonce/station-de-concassage-unite-el-ghedir-3630323750.html>
36. Michel F et Courard L. (2006). Apport de la granulométrie laser dans la caractérisation physique des fillers calcaires. Septième édition des journées scientifiques du Regroupement Francophone pour la Recherche et la Formation sur le Béton (RF)<sup>2</sup>B., pp. 40-49. Toulouse, France.
37. Diederich P. (2010). Contribution à l'étude de l'influence des propriétés des fillers calcaires sur le comportement autoplaçant du béton. Thèse doctorat de l'Université Paul Sabatier Toulouse III, France.
38. Mhamed A. (2015). Effet des additions minérales et organiques sur le comportement rhéologique du béton. Thèse de Doctorat, Université de Cergy-Pontoise (France) et Université Hassiba Benbouali de Chlef (Algérie).
39. Guiraud P. (2018). La fumée de silice : l'addition incontournable pour des bétons durables. *Documentation Technique*, p. 1-6. <https://www.infociments.fr/la-fumee-de-silice-laddition-incontournable-pour-des-betons-durables>.
40. Solutions béton. (2011). La fumée de silice : l'addition incontournable pour des bétons durables. p. 8. <https://www.infociments.fr/travaux-maritimes-et-fluviaux/la-fumee-de-silice-laddition-incontournable-pour-des-betons-durables>.
41. Sellevold E.J., Nilsen T. (1987). Les fumées de silice condensées dans la fabrication du béton: une étude mondiale, dans, *Matériaux supplémentaires en cimenterie*, CANMET, pp.183-273.
42. Berry E.E. (1987). Utilisation des cendres volantes dans la préparation du béton, dans, *Matériaux complémentaires en cimentation*. Editeur V.M. Malhortra, pp.39-181.

43. AFGC (2013). La fumée de silice : l'addition incontournable pour des bétons durables. journée consacrée aux fumées de silice, Bulletin annuel de l'AFGC, pp.76-83.
44. Duval R, Kadri E. (1999). influence de la fumée de silice sur la résistance en compression des bétons à hautes performances. *Revue Française de Génie Civil*, vol. 3, no. 01, pp.25-55.
45. Benyamina S. (2019). Performance des bétons autoplaçants à base de sable de concassage. Thèse de Doctorat, Université de BLIDA 1.
46. El Hillali A. (2009). Étude expérimentale de la rhéologie du comportement des autoplaçant (BAP) influence des fine calcaires et des fibres végétales. Thèse de Doctorat, Université de Cergy-Pontoise, France.
47. Bouhamou N., Belas N., Mesbah H., Mebrouki A., Ammar Y. (2008). Influence des paramètres de composition sur le comportement du béton autoplaçant à l'état frais. *Afrique Science*, vol. 04, no. 1, pp. 1-20.
48. Felekoglu B. (2008). A comparative study on the performance of sands rich and poor in fines in self-compacting concrete. *Construction and Building Materials*, vol. 22, no. 4, pp. 646-654.
49. Uysal M., Sume M. (2011). Performance of self-compacting concrete containing different mineral admixture. *Construction and Building Materials* 25. pp. 4112–4120.
50. Zhu W., Gibbs J.C. (2005). Use of different limestone and chalk powders in self-compacting concrete. *Cement and Concrete Research*, vol. 35, pp. 1457-1462.
51. Nikbin I.M., Beygi M.H.A., Kazemi M.T., Vaseghi Amiri J., Rabbanifar S., Rahmani E., Rahimi S. (2014). A comprehensive investigation into the effect of water to cement ratio and powder content on mechanical properties of self-compacting concrete. *Construction and Building Materials*, vol. 57, pp. 69-80.
52. Bellifa S. (2012). Evolution de la porométrie des pâtes autoplaçantes. Mémoire de Magister, Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, Algérie.

53. Ye G., Liu X., De Schutter G., Poppe A.M., et Taerwe L. (2007). Influence of limestone powder used as filler in SCC on hydration and microstructure of cement pastes. *Cement and Concrete Composites*, vol. 29, pp. 94–102.
54. Boel V., Audenaert K., De Schutter G. (2007). Characterization of the pore structure of hardened self-compacting concrete. 12<sup>th</sup> International Congress on the Chemistry of Cement, Canada, Montreal, pp.
55. Boel V., Audenaert K., De Schutter G., Heirman G., Vandewalle L., Desmet B., Vantomme J. (2007). Transport properties of self compacting concrete with limestone filler or fly ash. *Materials and Structures*, vol. 40, pp. 507-516.
56. Siad H., Mesbah H A., Bernard S.K., Khelafi H., Mouli M. (2009). Influence of natural pozzolan on the behavior of self-compacting concrete under sulphuric and hydrochloric acid attacks, comparative study. *The Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 35 (1B), pp. 183-195.
57. Sakata K and Ayano, T. (1998). Durability of self-compacting concrete and low heat Hig performance concrete, concrete under severe conditions. Consec 98, International Conference Tromso, Norway, pp. 2057-2064.
58. Audenaert k and De Schutter G. (2003). Influence of moisture on the carbonation of self-compacting concrete. *Proceedings of the 6 th International Conference on Durability of Concrete*, Greece, ACI SP-212, pp. 451-465.
59. Zhu W and Bartos, P. J. M. (2003). Permeation properties of self-compacting concrete. *Cement and Concrete Research*, vol. 33 no. 6, pp. 921-926.
60. Ozawa K., Maekawa K., Okamura H. (1990). High performance concrete with High filling capacity. *Proceedings of RILEM International Symposium on Admixtures for Concrete: Improvement of Properties*, Barcelone, pp. 51-62.
61. Okamura H and Ozawa K. (1995). Mix design for self-compacting concrete. *Concrete library of JSCE*, vol. 25, pp. 107-120.
62. Okamura H., Maekawa K., Ozawa K. (1999). High performance concrete. First ed. Gihouda Publishing Co, Tokyo.



63. Hayakawa M., Matsuoka Y., Yokota K. (1995). Application of superworkable concrete in the construction of 70-story building in Japan. Second CANMET/ACI on advances in concrete technology, Las Vegas, ACI, vol. 154-20, pp. 381-397.
64. Ouchi M., Hibino M., Okamura H. (1997). Effect of Superplasticizer on self compactability of Fresh Concrete. Transportation Research Board, 76 th annual meeting, Washington D.C, USA.
65. RILEM (2001). Self-Compacting Concrete, State-of-the-art. report of RILEM Technical Committee 174-SCC, Edited by A. Skarendahl and O. Petersso, RILEM Publications, France.
66. Khayat K.H and Tangtermsirikul S. (2000). Fresh concrete properties, State of the Art. Report (23) of RILEM Technical Committee 174-SCC, A. Skarendahl and O. Petersson (Editors), Cachan Cedex, France, pp. 17-22.
67. De Larrard F. (2000). Structures granulaires et formulation des bétons. Laboratoire central des ponts et chaussées, France, vol. 1, p.414.
68. Sedran T., DE Larrard F., Angot D. (1994). Prévision de la compacité des mélanges granulaires le modèle de suspension solide -1- fondements théoriques et calibration du modèle. Bulletin du laboratoire central des ponts et chaussées, vol. 194. pp. 59-70.
69. Tangtermsirikul S and Van B.K. (1995). Blocking criteria for aggregate phase of Self-Compacting high performance Concrete. Proceeding of Regional Symposium on Infrastructure Development in Civil Engineering, Bangkok, Thailand, pp. 58-69.
70. Petersson O., Billberg P., Van B.K. (1996). A model for self compacting concrete. Proceedings of the International RILEM Conference on Production Methods and Workability of Concrete. Bartos P.J.M, Marr D.L, and Cleland D.J (Editors), Paisley, Scotland, pp. 484-492.
71. Petersson O and Billberg P. (1999). Investigation on blocking of self-compacting concrete with different maximum aggregate size and use of viscosity agent instead of filler. Proceedings of First International RILEM Symposium on Self-Compacting Concrete, Å. Skarendahl and Ö. Petersson (Editors), Stockholm, Sweden, pp.333-344.

72. EFNARC (2002). Specification and Guidelines for Self-compacting Concrete. European Federation of Producers and Applicators of Specialist Products for Structures. EFNARC, Norfolk, UK, pp. 32
73. Sedran T and De Larrard F. (1996). Mix design of self-compacting concrete. Proceedings of the International RILEM Conference on Production Methods and Workability of Concrete. Bartos P.J.M, Marr D.L, and Cleland D.J (Editors), Paisley, Scotland, pp. 439-450.
74. Sedran, T et De Larrard F. (1999). Optimization of self - compacting concrete thanks to pack model. Proceedings 1st SCC Symp, CBI Sweden, RILEM PRO7, pp. 321-332.
75. AFGC. (2002). Interim recommendations for use of Self-Compacting. Concrete. Association Française de Génie Civil.
76. Uomoto T and Ozawa K. (1999). Recommendation for self-compacting concrete. Japan Society of civil Engineers. Concrete Engineering series, vol. 31, pp.1-19.
77. Ammar Y and Khayat K.H. (2003). Applicability of rheological models to high - performance grouts containing supplementary cementitious materials and viscosity enhancing admixture. Materials and Structures, vol. 36, no. 6, pp. 402-412.
78. Haddad O. (2007). Contribution au développement d'outil d'aide à la formation des BAP relatif à la rhéologie à l'état frais et à la résistance au jeune âge. Thèse de Doctorat, Université de Cergy-Pontoise, France.
79. Chanvillard Ga and D'Aloia L. (1994). prévision de la résistance a la compression au jeune âge du béton : application de la méthode du temps équivalent. Bulletin de Liaison des LPC, vol. 193, pp. 39-51.
80. Féret R. (1982). Sur la compacité des matériaux hydrauliques. Annales des Ponts et Chaussées, France, vol. 74, pp.5-161.
81. Bolomey J. (1935). Granulation et prévision de la résistance probable des Bétons. Travaux, vol. 19, no. 30, pp. 228-232.
82. Popovics S., Popovics J.S. (1995). Computerization of the strength versus w/c relationship, Concrete International, vol.17, no.4, 37-40.

83. Mathias V et De Larrard F. (2011). Prédiction des résistances en compression des bétons au laitier. *Revue Française de Génie Civil*. France, vol 6 (4), pp. 545-562.
84. Slanicka S. (1991). The influence of the condensed silica fume on the concrete strength. *Cement and Concrete Research*, vol. 21, no. 4, pp. 462-470.
85. Kurokawa Y., Tanigawa Y., Mori H., Komura R. (1994). A study on the slump test and slump-flow test of fresh concrete. *Transactions of the Japan concrete institute*, vol. 16, pp. 25-32.
86. De Larrard F et Sedran T. (1999). Une nouvelle approche de la formulation des bétons. Laboratoire centrale des ponts et chaussées, Nantes, France.
87. Esping, O. (2007). Early age properties of self-compacting concrete – effects of fine aggregate and limestone filler. Ph.D thesis, University of Technology Göteborg, Sweden, p. 204.
88. Coussot P., Proust S., Ancey C. (1996). Rheological interpretation of deposits of yield stress fluids. *Journal of Non-Newtonian Fluid Mechanics*, vol. 66, pp.55-70.
89. Jin J. (2002). Properties of mortar for self compacting concrete. Ph.D thesis, University of London, p. 398.
90. Parizeau M. (2004). réseaux de neurones, Gif-21140 Et Gif-64326. Université Laval, Canada, p. 124.
91. McCulloch W.S and Pitts W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of mathematical biophysics*, vol. 5, pp. 115-133.
92. Rodbell. D.S, Bean. C.P (1956). Some properties of the coercive force in soft magnetic materials. *Physical Review*, vol. 103, no. 4, pp. 886-891
93. Rosenblatt F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, vol. 65, no. 6, pp. 386–408
94. Widrow B., Hoff M.E. (1960). Adaptive Switching Circuits. Wesson convention record, vol. 4, pp. 96-104.

95. Minsky M and Seymour P. (1970). Perceptrons: An introduction to computational geometry. Information and control 17, pp. 501-522.
96. Hopfield J. (1982). Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the national academy of sciences of the USA, vol. 79, no. 8, pp. 2554-2558.
97. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. (1986). Learning internal representation by error propagation. Parallel distributed processing: Exploration in the microstructure of cognition. MIT, Cambridge Press, pp. 318-364.
98. Weibel A., Hanazawa T., Hinton G., Shinkano K. (1989). Phoneme recognition using time-delay neural networks. IEEE Transactions on Acoustics, speech and signal processing, vol. 37, pp. 328-339.
99. Schenkel M., Guyon I., Henderson D. (1995). On-line cursive script recognition using time delay neural networks and hidden markov models. Machine vision and applications, vol. 8, pp. 215-223.
100. Langis D., Fafard M., Henchi K. (1997). Identification structurale et réseaux neuromimétiques : calibration de modèles éléments finis. Rapport GCS-97-09, Université Laval, Canada.
101. Comon P. (1991). Neural Networks: Classification supervisée par des réseaux multicouches, Traitement du signal, vol. 6, pp. 387-407.
102. Mordjaoui M. (2008). Modélisation des effets électromagnétiques - Apport de la logique floue et neuro-floue-. Thèse de Doctorat (Electrotechnique), Université de Batna, Algérie, p.217.
103. Simon H. (1994). Neural Networks: A comprehensive foundation, IEEE Press. ISBN-13: 978-0132733502.
104. [https://isaacchanghau.github.io/post/activation\\_functions](https://isaacchanghau.github.io/post/activation_functions).
105. Dreyfus G., Martinez J.M., Samuelides M., Mirta B.G., Badran F, Thiri S., Hérault L. (2002). Réseau de neurones-méthodologie et application. Ed. Eyrolles, p. 408.

106. Mukherjee I and Routroy S. (2012). Comparing the performance of neural networks developed by using Levenberg-Marquardt and Quasi-Newton with the gradient descent algorithm for modeling a multiple response grinding process expert systems : with Applications, vol. 39, pp. 2397-2407.
107. Tulunay Y., Tulunay E., Senalp E.T. (2004). The neural network technique: general exposition. Advances in space: research, vol. 33, pp. 983 -987.
108. Demuth H.B., Beale M.H. (2000). Neural Networks toolbox for use with MATLAB: User's Guide. Mathworks, p. 498.
109. Arslan M.H. (2009). Application of ANN to evaluate: effective parameters; affecting failure load and displacement of RC buildings. Natural hazards and earth system sciences, Sci, vol. 9, pp. 967-977.
110. Adeli H. (2001). Neural networks in civil engineering: 1989-2000. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, vol. 16, pp. 126-142.
111. Hung S., Kao C.Y. (2002). Structural damage detection using the optimal weighs of the approximating artificial neural networks. Earthquake engineering and structural dynamics, vol. 31, no. 2, pp. 217-234.
112. Dreyfus G., Martinez J-M., Samuelides M., Gordon M.B., Badran F., Thiria S. (2008). Apprentissage statistique : Réseaux de neurones : Cartes topologiques Machines à vecteurs supports. Éditeur Eyrolles, code éditeur : G12229\* ISBN-978-2-212-12229-9.
113. Boukhatem B., Kenai S., Tagnit Hamou A., Ziou D., Ghrici M. (2012). Optimizing a concrete mix design incorporating natural pozzolans using artificial neural networks. Computers and Concrete, vol. 10, no. 6, pp. 557-573.
114. Jeyasehar C.A., Sumangala K., (2006). Damage assessment of prestressed concrete beams using artificial neural network (ANN) approach. Computers and structures, vol. 84, no. 26- 27, pp. 1709– 1718.

115. Parthiban T., Ravi R., Parthiban G. T., Srinivasan S., Ramakrishnan K. R., Raghavan M. (2005). Neural network analysis for corrosion of steel in concrete, *Corrosion science*, vol. 47, no. 7, pp.1625–1642.
116. Peng J., Li Z., Ma B. (2002). Neural network analysis of chloride diffusion in concrete, *Journal of Materials in Civil Engineering*, vol. 14, no. 4, pp. 327–333.
117. Kewalramani M.A and Gupta R. (2006). Concrete compressive strength prediction using ultrasonic pulse velocity through artificial neural networks, *Automation in Construction*, vol. 15, no. 3, pp. 374–379.
118. Billir T., Gencil O., Topçu I.B. (2016). Prediction of restrained shrinkage crack widths of slag mortar composites by Taakagi and Sugeno ANFIS models. *Neural Computing and Applications*, vol. 27, pp. 2523–2536.
119. Belalia Douma O., Boukhatem B., Ghrici M., Tagnit-Hamou A. (2016). Prediction of properties of self-compacting concrete containing fly ash using artificial neural network. *Neural Computing and Applications*, vol. 28, pp. 707–718.
120. Rebouh R., Boukhatem B., Ghrici M., Tagnit-Hamou A. (2017). A practical hybrid NNGA system for predicting the compressive strength of concrete containing natural pozzolan using an evolutionary structure. *Construction and Building Materials*, vol. 149, pp. 778–789.
121. Langis D., Fafard M., Henchi k. (1997). Identification structurale et réseaux neuromimétiques : calibration de modèles éléments finis. Rapport GCS-97-09, Université Laval, Canada.
122. Ko J.M., Sun Z.G., Ni Y.Q. (2001). A three-stage scheme for damage detection of Kap Shui Mun cable-stayed bridge. *Structural Engineering, Mechanics and Computation*, Proceedings of the International Conference on Structural Engineering, Mechanics and Computation, Cape Town, South Africa, vol. 1, pp. 111-122.
123. Elcordy M.F., Chang C.K., Lee G.C. (1993). Neural networks trained by analytical; simulated damages states. *Journal of computational civil engineering*, vol. 7, no. 2. pp 130–145.

124. Min J., Park S., Yun C.B., lee C.G., Lee. C. (2012). impedance- based structural health monitoring incorporating neural network technique for identification of damage type and severity. *Engineering Structures*, vol. 39, pp. 210- 220.
125. Lautour O.R and Omenzetter P. (2009). Prediction of seismic-induced structural damage using artificial neural networks. *Engineering Structures*, vol. 31, pp. 600-606.
126. Xu H and Humar J. (2006). Damage detection in a girder bridge: by artificial neural network technique. *Computer-Aided civil and infrastructure Engineering*, vol. 21, pp. 450-464.
127. Mehrotra A., Singh K., Nigam M., Pal K (2015). Detection of tsunami-induced changes using generalized improved fuzzy radial basis function neural network. *Natural Hazards*, vol. 77, no. 1, pp. 367-381.
128. Badoui M. (2014). Evaluation de l'excentricité accidentelle par réseaux de neurons. Thèse de Doctorat, Université des sciences et de la technologie Houari Boumedienne, Algérie.
129. Wang, J and Rahman M.S. (1999). A neural network model for liquefaction-induced horizontal ground displacement. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, vol. 18, pp. 555-568.
130. Vassileva S.T. (2001). Predicting earthquake ground motion descriptions through artificial neural networks for testing the constructions. *Structural Engineering, Mechanics and Computation, Proceedings of the International Conference on Structural Engineering, Mechanics and Computation, South Africa, Cape Town, South Africa*, vol. 2, pp. 927-934.
131. Kuo Y.L., Jaksa M.B., Lyamin, A.V., Kaggwa W.S. (2009). ANN-based model for predicting the bearing capacity of strip footing on multi-layered cohesive soil. *Computers and Geotechnics*, vol. 36, pp. 503–516.
132. Xue Q., Wu C., Chen C., Chou W. (2009). Post-earthquake loss assessment based on structural component damage inspection for residential RC buildings. *Engineering Structures*, vol. 31, pp 2947-2953.

133. Jain A., Jha S.K., Misra S. (2008). Modeling and analysis of concrete slump using artificial neural networks. *Journal of Materials in Civil Engineering*, vol. 20, pp.628–633.
134. Bai J., Wild S., Ware J., Sabir B. (2003). Using neural networks to predict workability of concrete incorporating metakaolin and fly ash. *Advances in Engineering Software* vol. 34, pp.663–669.
135. Yeh I-C. (2006). Exploring concrete slump model using artificial neural networks. *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 20, pp.217–221.
136. Moini M.R., Lakizadeh A., Mohaqeqi M. (2012). Effect of mixture temperature on slump flow prediction of conventional concretes using artificial neural networks. *Australian Journal of Civil Engineering*, vol. 10, no. 1. pp. 87–98.
137. Yeh I-C. (2007). Modeling slump flow of concrete using second-order regressions and artificial neural networks. *Cement and Concrete Composites*, vol. 29, pp.474–480.
138. Chine W.H., Chen L., Hsu H.H., Wang T.S., Chiu C.H. (2010). Modeling slump of concrete using the artificial neural networks. *International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, pp. 236–239.
139. Nehdi M., El-Chabib H., El-Naggar M.H. (2001). Predicting performance of self compacting concrete mixtures using artificial neural networks. *Materials Journal*, vol. 98, no. 5, pp. 394-401.
140. Gowda K.B.S., Prasad G.L.E. (2011). Forecasting of SFR SCC's fresh property by ANN. *International Journal of Earth Sciences and Engineering*. vol 04, no 06, pp. 276-281
141. Li L., Sun L., Ning G., Tan S. (2014). Automatic pavement crack recognition based on BP neural network. *Traffic & Transportation*, vol. 26, no. 1, pp.11–22.
142. Chandwani V., Agrawal V., Nagar R. (2014). Applications of artificial neural networks in modeling compressive strength of concrete - A state of the art review. *International, Journal of Current Engineering and Technology*, vol. 4, no. 4, pp. 2949-2956.



143. Sarıdemir M. (2009). Prediction of compressive strength of concretes containing metakaolin and silica fume by artificial neural networks. *Advances in Engineering Software*, vol. 40, no. 5, pp. 350–355.
144. Pala M., Özbay E., Öztaş A., Yuce M.I. (2005). Appraisal of long-term effects of fly ash and silica fume on compressive strength of concrete by neural networks. *Construction and Building Materials*, vol. 21, pp. 384–394.
145. Demir F. (2007). Prediction of elastic modulus of normal and high strength concrete by artificial neural networks. *Construction and Building Materials*. 22, pp. 1428–1435.
146. Prasad B.K.R., Eskandari H., Venkatarama B.V.R. (2009). Prediction of compressive strength of SCC and HPC with high volume fly ash using ANN. *Construction and Building Materials*, vol. 23, pp. 117–128.
147. Rajasekaran S and Amalraj R. (2002). Predictions of design parameters in civil engineering problems using SLNN with a single hidden RBF neuron. *Computer and Structures*, vol. 80, pp. 2495–2505.
148. Kellouche Y., Boukhatem B., Ghrici M., Tagnit-Hamou A. (2017). Exploring the major factors affecting fly-ash concrete carbonation using artificial neural network. *Neural Computing and Applications* vol. 31, pp. 969–988.
149. Ukrainczyk N., Banjad Pecur I., Bolf N. (2007). Evaluating rebar corrosion damage in RC structures exposed to marine environment using neural network. *Civil Engineering and Environmental Systems*, vol. 24, no. 1, pp.15–32.
150. Lizarazo-Marriaga J and Claisse P. (2009). Determination of the concrete chloride diffusion coefficient based on an electrochemical test and an optimization model. *Materials Chemistry and Physics*, vol. 117, pp.536–543.
151. Ashrafi H.R and Ramezani-pour A.A. (2007). Service life prediction of silica fume concretes. *International Journal of Civil Engineering*, vol. 5, no. 3, pp.182–197.
152. Kwon S.J and Song H.W. (2010). Analysis of carbonation behavior in concrete using neural network algorithm and carbonation modeling. *Cement and Concrete Research*, vol. 40, pp. 119–127.

153. Boukhatem B. (2003). Application des réseaux de neurones pour la prévision des propriétés des bétons avec ajouts. Mémoire de Magister, Université de Blida 1, Algérie.
154. Boukhatem B. (2011). Conception d'un système automatisé intégré de connaissances pour les bétons aux ajouts (SAICBA). Thèse de Doctorat, Université de Blida 1, Algérie.
155. Noura H. (2011). Un système intelligent pour l'estimation de la vulnérabilité des constructions. Mémoire de Magister, Université de Blida 1, Algérie.
156. Noura H. (2017). Vers une évaluation intelligente de la vulnérabilité des constructions. Thèse de Doctorat, Université de Blida 1, Algérie.
157. Mirza S.A and Lacroix E.A. (2002). Comparative study of strength-computation methods for rectangular reinforced concrete columns. *ACI, Structural Journal*, vol. 99, pp. 399-410.
158. Abdelgader H.S and El-baden A.S. (2016). Developing self-compacting concrete using local materials of Libya. *Proceedings of 8<sup>th</sup> International RILEM Symposium on Self-Compacting Concrete Washington DC USA*, pp. 233- 243
159. Aghabaglou M.A., Tuyan M., Yılmaz G., Arıoz O., Ramyar K. (2013). Effect of different types of superplasticizer on fresh, rheological and strength properties of self-consolidating concrete. *Construction Building Material*, vol. 47, pp. 1020–1025.
160. Almeida Filho F.M., Barragán B.E., Casas J.R., El Debs A.L.H.C. (2010). Hardened properties of self-compacting concrete- A statistical approach. *Construction Building Material*, vol. 24, pp.1608–1615.
161. Al-Luhybi A.S. (2009). The effect of a variable percentage of limestone filler on some mechanical properties of self-compacting concrete. *Al-Rafidain Engineering*, vol. 17 (5), pp. 44-58.
162. Behim M., Merabat W., Boucetta T.A. (2011). Effets des déchets de démolition en brique sur les propriétés autoplaçant des béton. *Algérie Equipment*, vol. 50, pp. 22–31.

163. Bouziani T., Bederina M., Makhloufi Z., Ben mounah A., Gerika R., Oulad Mansour A, Li. A. (2012). Effet du type de sable sur les propriétés d'un béton de sable autoplaçant. Proceedings of 1st International Conference on Civil Engineering (ICCE), Laghouat, Algérie. p. 1-10.
164. Bradu A and Florea N. (2015). Workability and compressive strength of self-compacting concrete containing different levels of limestone powder. Bulletin of the Transilvania, vol. 8 (57), no.1, pp. 15-20.
165. Bradu A., Cazacu N., Florea N. (2017). Self-Compacting Concrete Properties of Medium Characteristic Strength. Advanced Engineering Forum, vol. 21, pp. 272-279.
166. Felekoglu B., Turkel S., Baradan B. (2007). Effect of water/cement ratio on the fresh and hardened properties of self-compacting concrete. Building and Environment, vol. 42, pp. 1795–1802.
167. Boukhelkhal D., Boukendakdji O., Kenai S., Bachene S., (2015). Effet du type d'addition minérale sur le comportement rhéologique d'un béton autoplaçant dans un climat chaud. 33<sup>èmes</sup> Rencontres de l'AUGC, ISABTP/UPPA, Anglet, France. p. 1-7.
168. Desnerck P., De Schutter G., Taerwe L. (2012). Stress-strain behaviour of self-compacting concretes containing limestone fillers. Structural Concrete, vol. 13, pp. 95-101.
169. Elaguab M.Y. (2007). Rheological behaviour and formwork pressure of self-consolidating concrete. Master's thesis, University of Sherbrooke Canada, p.191.
170. Frazão C., Camões A., Barros J., Gonçalves D. (2015). Durability of steel fiber reinforced self-compacting concrete. Construction Building Material, vol. 80, pp.155–166.
171. Gesoglu M., Guneyisi E., Kocabag M.E., Bayram V., Mermerdas K. (2012). Fresh and hardened characteristics of self-compacting concretes made with combined use of marble powder, limestone filler and fly ash. Construction Building Material, vol. 37, pp. 160–170

172. Ghezal A and Khayat K.H. (2002). Optimizing self-consolidating concrete with limestone filler by using statistical factorial design methods. *ACI, Material Journal*, vol. 99 (3), pp. 264-272.
173. Ghoddousi P and Salehi A.M. (2016). New Indexes to Evaluate Self-Consolidating Concrete Robustness. *Proceedings of 8th International RILEM Symposium on Self-Compacting Concrete Washington DC, USA*, pp. 321- 330.
174. Grünwald S and De Schutter G. (2016). Design Considerations and Sustainability of Self-Compacting Concrete. *Proceedings of 8th International RILEM Symposium on Self-Compacting Concrete Washington DC, USA*, pp. 1023- 1032
175. Hani N., Nawawy O., Ragab K.S., Kohail M. (2018). The effect of different water/binder ratio and nano-silica dosage on the fresh and hardened properties of self-compacting concrete. *Construction and Building Material*, vol. 165, pp.504–513.
176. Heirman G., Vandewalle L., Van Gemert D., Boel V., Audenaert K., De Schutter G., Desmet B., Vantomme J. (2008). Time-dependent deformations of limestone powder type self-compacting concrete. *Engineering Structures*, vol. 30, pp. 2945–2956
177. Heirman G., Hendrickx R., Vandewalle L., Van Gemert D., Feys D., De Schutter G., Desmet B., Vantomme J. (2009). Integration approach of the Couette inverse problem of powder type self-compacting concrete in a wide-gap concentric cylinder rheometer Part II. Influence of mineral additions and chemical admixtures on the shear thickening flow behavior. *Cement Concrete Research*, vol. 39, pp. 171–181.
178. Helincks P., Boel V., De Corte W., De Schutter G., Desnerck P. (2013). Structural behaviour of powder-type self-compacting concrete: Bond performance and shear capacity. *Engineering Structures*, vol. 48, pp. 121–132
179. Ioan P., De Schutter G., Desnerck P., Onet T. (2013). Bond between powder type self-compacting concrete and steel reinforcement. *Construction and Building Material*, vol. 41, pp. 824–833.
180. Ioan P., De Schutter G., Desnerck P., Szilagy H. (2015). Influence of self-compacting concrete fresh properties on bond to reinforcement. *Materials and Structures*, vol. 48, pp. 1875–1886.

181. Ioannis S.P and Trezos K.G. (2013). Effect of composition variations on bond properties of Self-compacting concrete specimens. *Construction and Building Material*, vol. 41, pp. 252–262.
182. Mahir M., Hanoon A.N., Abed H.J. (2018). Flexural behavior of self-compacting concrete beams strengthened with steel fiber reinforcement. *Journal of Building Engineering*, vol. 16, pp. 228–237.
183. Nepomuceno M.C.S., Pereira-de-Oliveira L.A., Lopes S.M.R. (2014). Methodology for the mix design of self-compacting concrete using different mineral additions in binary blends of powders. *Construction and Building Material*, vol. 64, pp. 82–94.
184. Nepomuceno M.C.S., Pereira-de-Oliveira LA., Lopes S.M.R, Franco R.M.C. (2016). Maximum coarse aggregate's volume fraction in self-compacting concrete for different flow restrictions. *Construction and Building Material*, vol. 113, pp. 851–856.
185. Moghadam H.A and Khoshbin O.A. (2012). Effect of water- cement ratio (w/c) on mechanical properties of self-compacting concrete (case study). *International Scholarly and Scientific Research & Innovation*, vol. 6 (5), pp. 317-320.
186. Nikbin I.M., Dehestani M., Beygi M.HA., Rezvani M. (2014). Effects of cube size and placement direction on compressive strength of self-consolidating concrete. *Construction and Building Material*, vol. 59, pp. 144–150.
187. Pereira-de-Oliveira LA., Nepomuceno M.C.S., Castro-Gomes J.P., Vila M.F.C. (2014). Permeability properties of self-compacting concrete with coarse recycled aggregates. *Construction and Building Material*, vol. 51, pp. 113–120.
188. Asteris P.G and Kolovos K.G. (2019). Self-compacting concrete strength prediction using surrogate models. *Neural Computing and Applications*, vol. 31, pp. 409–429.
189. Parra C., Valcuende M., Gomez F. (2011). Splitting tensile strength and modulus of elasticity of self-compacting concrete. *Construction and Building Material*, vol. 25, pp. 201–207.

190. Ramezani pour A.A., Ghiasvand E., Nickseresht I., Mahdikhani M., Moodi F. (2009). Influence of various amounts of limestone powder on performance of Portland limestone cement concretes. *Cement and Concrete Composites*, vol. 31, pp. 715–720
191. R'mili A., Ben-Ouezdou M., Added M., Ghorbel E. (2009). Prediction of the compressive strengths of self-compacting concrete. *Proce of International conference INVACO, Hammamet, Tunisia*, pp. 195-204.
192. R'mili A and Ben-Ouezdou M. (2011). Incorporation du sable de concassage et du sable du desert dans la composition des bétons autoplaçants. *Proc Séminaire international, innovation & valorisation en genie civil & matériaux de construction, Rabat, Morocco*, pp. 1-6.
193. Sahmaran M., Yurtseven Y., Yaman I. (2005). Workability of hybrid fiber reinforced self-compacting concrete. *Building and Environment*, vol. 40, pp. 1672–1677.
194. Sahmaran M., Yaman I., Tokyay M. (2009). Transport and mechanical properties of self-consolidating concrete with high volume fly ash. *Cement and Concrete Composites*, vol. 40, pp. 99–106.
195. Samouh H., Rozière E., Bendimerad A.Z, Loukili A. (2018). Viscoelastic properties of self-consolidating concrete: Influence of the sustainable approach. *Cement and Concrete Composites*, vol. 86, pp. 273-287.
196. Nunes S., Figueiras H, Oliveira P M, Coutinho J S, Figueiras J. (2006). A methodology to assess robustness of SCC mixtures. *Cement and Concrete Research*, vol. 36, pp. 2115–2122.
197. Sayed A.E., Seddik R.A., Tawfic Y.R. (2010). Properties of fresh and hardened self-compacting concrete produced by using locally available materials. *Journal of Civil Engineering and Architecture*, vol. 4, no.10, pp. 43–50.
198. Siad H., Mesbah H.A., Bernard S.K., Khelafi H., Mouli M. (2009). Influence of natural pozzolan on the behavior of self-compacting concrete under sulphuric and hydro chloric acid attacks, comparative study. *The Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 35, no. (1B), pp. 183-195.

199. Siad H., Bernard SK., Mesbah H.A., Escadeillas G., Mouli M., Khelafi H. (2013). Characterization of the degradation of self-compacting concretes insodium sulfate environment: Influence of different mineral admixtures. *Construction and Building Materials*, vol. 47, pp.1188–1200.
200. Silva P., De Brito J., Costa J. (2011). Viability of two new mixture design methodologies for self-consolidating concrete. *ACI, Materials Journal*, vol. 108 (6), pp. 579-590.
201. Silva P and De Brito J. (2013). Electrical resistivity and capillarity of self-compacting concrete with incorporation of fly ash and limestone filler. *Advances in Concrete Construction*, vol. 1, no. 1, pp. 65-84.
202. Tennich M., Kallel A., Ben Ouezdou M. (2015). Incorporation of fillers from marble and tilewastes in the composition of self-compacting concretes. *Construction and Building Material*, vol. 91, pp. 65–70.
203. Van Der Vurst F., Boel V., Craeye B., Desnerck P., De Schutter G. (2014). Influence of the composition of powder-type SCC on conversion factors for compressive strength. *Magazine of Concrete Research*, vol. 66 (6), pp. 295–304.
204. Zuo W., Liu J., Tian Q., Xu W., She W., Feng P., Miao C. (2018). Optimum design of low-binder self-compacting concrete based on particle packing theories. *Construction and Building Materials*, vol. 163, pp. 938–948.
205. Assié S., Escadeillas G., Waller V. (2007). Estimates of self-compacting concrete ‘potential’ durability. *Construction and Building Materials*, vol. 21, pp 1909–1917.
206. Belkeiri N., Guettala A., Guettala S. (2015). Effect of the viscosity modifying agent and the different mineral additions on rheology and compressive strength of self-compacting concrete. *Asian Journal Civil Eng.* vol. 16 (1), pp. 111-126.
207. Benaicha M. (2013). Formulation des différents bétons (BAP, BHP et BFUP) à haute teneur en additions minérales : Optimisation pour améliorer le coulage, la résistance au jeune âge et la durabilité des bétons. Thèse De Doctorat, Université Abdelmalek Essaâdi, (Maroc), University of Aix-Marseille, (France). p. 229.

208. Benaïcha M., Jalbaud O., Roguiez X., Hafidi Alaoui A., Burtschell Y. (2015). Prediction of self-compacting concrete homogeneity by ultrasonic velocity. *Alexandria Engineering Journal*, vol. 54 pp.1181–1191
209. Benkechkeche G et Houari H. (2009). Influence des paramètres de composition sur le fluage des poutrelles en béton Autoplaçant. *Proceedings 1<sup>st</sup> International Conference on Sustainable Built Environment Infrastructures in Developing Countries ENSET*, Oran, Algeria. p. 51-58.
210. Bensebti S., Aggoune S., Houari H. (2007). Essai de caractérisation expérimentale de la ségrégation verticale des bétons autoplaçants. *Sciences et Technologie, B*, vol. 25, pp. 59 - 64.
211. Bensebti S. (2008). *Formulation et Propriétés des Bétons Autoplaçants à Base de Matériaux Locaux*. Thèse de Doctorat, Université de Constantine, Algérie, p.157.
212. Bermejo E.B., Gálvez J.C., Cánovas M.F., Moragues A. (2010). Influence of the mineral addition on the durability of medium strength self-compacting concrete. *Proceedings of 3<sup>rd</sup> fib International Congress*. pp. 1-12.
213. Beygi M.H.A, Kazemi MT., Amiri J.V., Nikbin I.M., Rabbanifar S., Rahmani E. (2014). Evaluation of the effect of maximum aggregate size on fracture behavior of self-compacting concrete. *Construction and Building Materials*, vol. 55, pp. 202–211.
214. Boucetta T.A., Behim M., Laifa W. (2011). Effet des additions fines sur les propriétés des bétons autoplaçants (Filler calcaire, Laitier granule et poudre de brique). *Proceeding of 1<sup>er</sup> Congrès International, GCDD 2011, Tébessa, Algérie*, pp. 1-8.
215. Boudra S. (2014). *Contribution à la modélisation du retrait des bétons (Application au béton autoplaçant)*. Thèse de Doctorat, Université de Constantine 1, Algérie, p. 246.
216. Bouhamou N. Belas N., Mesbah H., Mebrouki A., Ammar Y. (2008). Influence des paramètres de composition sur le comportement du béton autoplaçant à l'état frais. *Afrique Science*, vol. 04 (1), pp. 1–20.



217. Bouhamou N., Belas N., Mebrouki A. (2009). Influence des fines calcaires sur le comportement à l'état frais et durci du béton autoplaçant à base de matériaux locaux. *Proceeding de Premier Symposium Méditerranéen de Géoengineering, Algeria*, pp. 1-12.
218. Bouhamou N., Belas N., Attar A., Achour B., Mebrouki A. (2011). Properties of self-consolidating concrete produced using local Algerian materials. *Journal of Construction in Developing Countries*, vol. 16 (2), pp. 1–25.
219. Bouhamou N., Belas N., Bendani K., Mebrouki A. (2013). Shrinkage behavior of a self-compacting concrete. *Materials and technology*, vol. 47 (6), pp. 763–769.
220. Bouzoualegh M and Boutemeur R., (2012). Elaboration et caractérisation d'un béton à base de sable de concassage. *Proceedings of 1<sup>st</sup> International Conference on Civil Engineering (ICCE), Laghouat, Algeria*, pp. 1-10.
221. Boukezzoula A., Chabane A., Lassoued R. (2015). Etude expérimentale du fluage en flexion des bétons autoplaçants. *13<sup>th</sup> Arab Structural Engineering Conference Blida, Algeria*, pp.1-8.
222. Dadsetan S and Bai J. (2017). Mechanical and microstructural properties of self-compacting concrete blended with metakaolin, ground granulated blast-furnace slag and fly ash. *Construction and Building Materials*, vol. 146, pp. 658–667.
223. El-Barrak M., Mouret M., Bascoul A., Clastres P. (2005). Study of the interaction paste-aggregates at the fresh state for the mix design of self-compacting concrete. *Proc of CMEDIMAT congress*, p.1-8
224. El Mira A and Nehmea S.G. (2015). Porosity of self-compacting concrete. *Procedia Engineering*, vol. 123, pp. 145-152.
225. Elyamany H.E., Abd Elmoaty A.M., Mohamed B. (2014). Effect of filler types on physical, mechanical and microstructure of self-compacting concrete and Flow-able concrete. *Alexandria Engineering Journal*, vol. 53, pp. 295–307.
226. Ghoddousi P., Javid A.A.S, Sobhani J. (2014). Effects of particle packing density on the stability and rheology of self-consolidating concrete containing mineral admixtures. *Construction and Building Materials*, vol. 53, pp. 102–109.

227. Ghomari F., Boukli S.M.A.H., Taleb O. (2011). Study of limestone addition on the mechanical and rheological characteristics in the SCC. *Jordan Journal of Civil Engineering*, vol. 5 (3), pp. 412-423.
228. Guellil M.K. (2012). Formulation des bétons autoplaçants par la méthode de la pate en excès. *Memoire de Magister, Université de Tlemcen, Algérie*, p. 113.
229. Haifi R.M. (2011). Formulation des bétons autoplaçants. *Mémoire de magister, Université de Constantine, Algérie*, p. 123.
230. Heirman G and Vandewalle L. (2003). The influence of fillers on the properties of self-compacting concrete in fresh and hardened state. *Proceeding of 3<sup>rd</sup> International RILEM Symposium on Self-Compacting Concrete*, pp. 606 -618.
231. Julio E., Dias N., Lourenço J., Silva J. (2006). Feret coefficients for white self-compacting concrete. *Materials and Structures*, vol. 39, pp. 585–591.
232. Laifa W. (2015). Contribution à l'étude des effets du laitier cristallisé et des fibres de diss sur les propriétés des bétons autoplaçants. *Thèse de Doctortat, University de Annaba, Algérie*, p.182.
233. Madandoust R., Ranjbar M.M., Ghavidel R., Shahabi S.F. (2015). Assessment of factors influencing mechanical properties of steel fiber reinforced self-compacting concrete. *Materials and Design*, vol. 83, pp. 284–294.
234. Rozière E., Granger S., Turcry P., Loukili A. (2007). Influence of paste volume on shrinkage cracking and fracture properties of self-compacting concrete. *Cement and Concrete Composites*, vol. 29, pp. 626–636.
235. Silva P and De Brito J. (2015). Durability performance of self-compacting concrete (SCC) with binary and ternary mixes of fly ash and limestone filler. *Materials and Structures*, vol. 49 (7), pp. 2749-2766.
236. Taleb O., Ghomari F., Boukli H.M.A. (2012). Modélisation des bétons autoplaçant par les plans d'expérience. *1<sup>st</sup> International Conference on Civil Engineering, Laghouat University, Algérie*, pp. 1-11.

237. Turcry P and Loukili A. (2004). Etude expérimentale du retrait et de la fissuration des bétons autoplaçants à l'état frais. Proceedings of XXII Rencontres Universitaires de Génie Civil - Ville et Genie Civil. France. p. 1-8.
238. Turcry P and Loukili A. (2006). Evaluation of plastic shrinkage of self-compacting concrete. ACI Mater Journal, vol. 103 (4), pp. 272-279.
239. Targut P., Bakirci H., Turk K. (2011). Segregation control of SCC with a modified L-Box apparatus. Magazine of concrete research, vol. 64 (8), pp. 707-716.
240. Van Der Vurst F., Grünewald S., Feys D., Lesage K., Vandewalle L., Vantomme J., De Schutter G. (2017). Effect of the mix design on the robustness of fresh self-compacting concrete. Cement and Concrete Composites, vol. 82, pp. 190-201.
241. Zitouni K., Mebrouki M., Djerbi T.A. (2016). Influence du taux de substitution des granulats recyclés sur le retrait des bétons autoplaçants (BAP). Proceedings innovation et valorisation en génie civil et matériaux de construction (INVACO), Hammamet, Tunisie, pp. 81–85.
242. Derabla R and Benmalek M.L. (2014). Characterization of heat-treated self-compacting concrete containing mineral admixtures at early age and in the long term. Construction and Building Materials, vol. 66, pp.787–794.
243. Sua-iam G and Makul N. (2013). Use of increasing amounts of bagasse ash waste to produce self-compacting concrete by adding limestone powder waste. Journal of Cleaner Production, vol. 57, pp. 308-319.
244. Bensalem S., Houari H., Benkechkeche G. (2012). Les performances rhéologiques et mécaniques des bétons autoplaçants à base des matériaux locaux. Proceedings de Séminaire National sur les Matériaux locaux dans la construction, Algérie, pp. 1-8.
245. Hanaa F. (2009). Propriétés mécaniques et physico-chimiques de bétons autoplaçants exposés à une température élevée. Thèse de Doctorat, Université de Cergy-Pontoise, p. 207.
246. Karem Abd M and Habeeb Z D. (2014). Effect of specimen size and shape on compressive strength of self-compacting concrete. Diyala Jour of Engineering Sciences, vol.07 (02), pp.16-29.

247. Jordan M. (1995). Why the logic function? A tutorial discussion on probabilities and neural networks. Massachusetts Institute of Technology. Computational Cognitive Science. Technical report 9503, USA, p.13.
248. Molar F. (1993). A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. Neural Network, vol. 6 (4), pp. 525-533.
249. Paul. J. Werbos. (1990). Backpropagation through Time : what it does and how it do. Proceeding of the IEEE, vol. 78 (10), pp. 1550 – 1560.
250. White. H. (1989). Statistical theory can provide insight into the advantage of neural network learning. Procedures. AI EXPERT,
251. White. H (1989). Some asymptotic results for learning in single hidden-layer feed forward network models. Journal of the American Statistical Association, vol.84, no. 408, pp. 1003-1013.
252. White. H. (1989). Learning in artificial neural networks: a statistical perspective. Neural Computation, University of California, San Diego, USA, vol. 1, 425-464.
253. Raisi E.M., Amiri J.V., Davoodi M.R. (2018). Mechanical performance of self-compacting concrete incorporating rice husk ash. Construction and Building Materials, vol. 177 (8), pp. 148–157.
254. Sideris K., Chatzopoulos A., Tassos C., Manita P. (2016). Long term durability performance of self-compacting concretes using ladle furnace slag (LFS) filler. Proc of 8<sup>th</sup> International RILEM Symposium on Self-Compacting Concrete, Washington DC, USA, pp. 909- 918.
255. Tahwia A.M., Abdelraheem A.H., Taha T.E., effect of silica fume on mechanical and durability properties of self-compacting. Construction and Building Materials, vol. 227, pp. 586-6598.
256. Dinesh A., Harini S., Jasmine Jeba P., Jincy J., Javed S. (2017). Experimental study on self compacting concrete. International journal of engineering sciences and research technology, vol. 6 (3), pp. 42–50.

257. Syed, A. (2009). Fresh and mechanical properties of self-consolidating concrete incorporating silica fume and metakaolin. Master thesis, Ryerson University, Toronto, Ontario, Canada, p.107.
258. Thongsanitgarn P., Wongkeo W., Sinthupinyo S., Chaipanich A. (2011). Effect of limestone powders on compressive strength and setting time of portland-limestone cement pastes. *Advanced Materials Research*, vols. 343-344, pp. 322- 326.
259. Neville A.M. (1996). *Properties of Concrete*, 4th Ed., Wiley and Sons, New York, U.S.A.
260. Eskandari-Naddaf H and Kazemi R. (2017). ANN prediction of cement mortar compressive strength, influence of cement strength class. *Construction and Building Materials*, vol. 138, pp.1–11.
261. Mahdinia S., Eskandari-Naddaf H., Shadnia R. (2019). Effect of cement strength class on the prediction of compressive strength of cement mortar using GEP method. *Construction and Building Materials*, vol. 198, pp. 27–4.
262. Ghaemi-Fard M., Eskandari-Naddaf H., Ebrahimi G. (2018). Genetic prediction of cement mortar mechanical properties with different cement strength class after freezing and thawing cycles. *Structural Concrete*, vol. 19, pp. 1341–1352.
263. Bhattacharya A., Ray I., Davalos J.F. (2008). Effects of aggregate grading and admixture/filler on self-consolidating concrete. *The Open Construction and Building Technology Journal*, vol. 2, pp. 89–95.
264. Ammar Y., Tanimura M., Shimoyama Y. (2005). Rheological properties of highly flowable mortar containing limestone filler-effect of powder content and W/C ratio. *Cement and Concrete Research*, vol. 35, pp. 532–539.
265. Yen T., Tang C., Chang C., Chen K. (1999). Flow behavior of high strength high performance concrete. *Cement and Concrete Composites*, vol. 21(5), pp. 413–424.
266. Benaicha M., Roguiez X., Jalbaud O., Burtschell Y., Hafidi Alaoui A. (2015). Influence of silica fume and viscosity modifying agent on the mechanical

- and rheological behavior of self compacting concrete. *Construction and Building Materials*, vol. 84, pp. 103–110.
267. Wongkeo W., Thongsanitgarn P., Ngamjarurojana A., Chaipanich. A. (2014). Compressive strength and chloride resistance of self-compacting concrete containing high level fly ash and silica fume. *Materials Design*, vol. 64, pp. 261–269
268. Abib Z.E. (2004). *Formulation et caractérisation de béton autoplaçant*. Thèse de Doctorat, Université of science and technology, Houari Boumediene, Algeria.
269. Güneyisi E., Gesoglu M., Özbay E. (2010). Strength and drying shrinkage properties of self-compacting concretes incorporating multi-system blended mineral admixtures. *Construction and Building Materials*, vol. 24, pp. 1878–1887.
270. Güneyisi E., Gesoglu M., Booya E., Mermerdas K. (2015). Strength and permeability properties of self-compacting concrete with cold bonded fly ash lightweight aggregate. *Construction and Building Materials*, vol. 74, pp. 17–24.
271. Güneyisi E., Gesoglu M., Booya E. (2012). Fresh properties of self-compacting cold bonded fly ash lightweight aggregate concrete with different mineral admixtures. *Materials and Structure*, vol. 45, pp. 1849–1859.
272. Gesoglu M., Güneyisi E., Özbay E. (2009). Properties of self-compacting concretes made with binary, ternary, and quaternary cementitious blends of fly ash, blast furnace slag, and silica fume. *Construction and Building Materials*, vol. 23, pp. 1847–1854.
273. Gesoglu M., Özbay E. (2007). Effects of mineral admixtures on fresh and hardened properties of self-compacting concretes: binary, ternary and quaternary systems. *Materials and Structures*, vol. 40, pp. 923–937
274. Abdelgader H.S., Elbajegni S.A., Elwefati A.M. (2014). Mix designs of self-compacting concrete using local materials "A case study from Libya". *Concrete Technology*. pp. 70–78.

275. Ahari R.S., Erdem T.K., and Ramyar K. (2014). Effect of various supplementary cementitious materials on rheological properties of self-consolidating concrete. *Construction and Building Materials*, vol. 75, pp. 89–98.
276. Behfarnia K and Farshadfar O., (2013). The effects of pozzolanic binders and polypropylene fibers on durability of SCC to magnesium sulfate attack. *Construction and Building Materials*, vol. 38, pp. 64–71.
277. Behfarnia K., And Farshadfar O. (2012). The effects of pozzolanic binders and polypropylene fibers on durability of SCC to magnesium sulfate attack.” *Construction and Building Materials*, vol.38, pp.64–71.
278. Bingöl, A.F,and Tohumcu, I. (2013).Effects of different curing regimes on the compressive strength properties of self compacting concrete incorporating fly ash and silica fume. *Materials Design*, vol. 51, pp. 12–18.
279. Hassana A.A.A., Lachemi M., Hossain K.M.A. (2012). Effect of metakaolin and silicafume on the durability of self-consolidating concrete. *Cement and Concrete Composites*, vol. 34, pp. 801–807.
280. Sabet F.A., Libre N.A., Shekarchi M. (2013). Mechanical and durability properties of self consolidating high performance concrete incorporating natural zeolite, silica fume and fly ash. *Construction and Building Materials*, vol. 44, pp. 175–184.
281. R'mili A., Ben-Ouezdou M., Added M., Ghorbel E., (2009). Prediction of the compressive strengths of self-compacting concrete. *Proceedings de séminaire International «Innovation et Valorisation dans le GénieCivil»*, Hammamet, Tunisie, pp. 195-204.
282. Asteris P.G., Kolovos K.G., (2019). Self-compacting concrete strength prediction using surrogate models. *Natural Computing Application*, vol. 31, pp. 409–429.
283. Safiuddin M.d., Yakhlaf M., Soudki K.A. (2018). Key mechanical properties and microstructure of carbon fibre reinforced self-consolidating concrete. *Construction and Building Materials*, vol. 164, pp. 477–488.

284. Vivek S.S and Dhinakaran G.. (2017). Fresh and hardened properties of binary blend high strength self compacting concrete, *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 20, pp. 1173–1179.
285. Khodabakhshian A., Brito J., Ghalehnovi M., Shamsabadi E.A. (2018). Mechanical, environmental and economic performance of structural concrete containing silica fume and marble industry waste powder. *Construction and Building Materials*, vol. 169, pp. 237–251.
286. Turk K., Karatas M., Ulucan Z.C. (2010). Effect of the use of different types and dosages of mineral additions on the bond strength of lap-spliced bars in self-compacting concrete. *Materials and Structures*, vol. 44, pp. 557–570.
287. Karatas M., Turk K., Ulucan Z.C. (2010). Investigation of between lap-spliced steel bar and Self-Compacting Concrete: the role of silica fume. *Canadian Journal of Civil Engineering*, vol. 25, no. 3, pp. 420-428.
288. Kennouche S., Zerizer A., Benmounah A., Hami B., Mahdad M., Benouali H., Bedjou S. (2013). Formulation and characterization of self compacting concrete with silica fume, *Journal of Engineering and Technology Research*, vol. . 5 (5) pp.160-169.
289. Zende A and Khadiranaikar R.B. (2019). Experimental Investigation of High-Strength Self-Compacting Fibre-Reinforced Concrete. *Construction and Building Materials*, vol. 25, pp. 345–358.
290. Gholhaki M., kheyroddin A., Hajforoush M., Kazemi M. (2018). An investigation on the fresh and hardened properties of self-compacting concrete incorporating magnetic water with various pozzolanic materials. *Construction and Building Materials*, vol. 158, pp. 173–180.
291. Faez A., Sayari A., Manie S. (2020). Mechanical and Rheological Properties of Self Compacting Concrete Containing Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> Nanoparticles and Silica Fume. *Iranian Journal Science Technology Transactions Civil. Engineering*, vol. 44, pp. 217–227.
292. Choudhary R., Gupta R., Nagar R. (2020). Impact on fresh, mechanical, and microstructural properties of high strength self-compacting concrete by marble cutting



slurry waste, fly ash, and silica fume. *Construction and Building Materials*, vol. 239, pp.78-88.

## Annexe 01

Annexe 01: base de données du modèle RNA<sub>2</sub>

Auteur	Année	Rapport E/L	Liant	fumée defume	Aggrégat fins	grot aggrégat	Superplacitifant (SP)	Age (day)	Résistance à la compression, (MPa)
Benaïcha <i>et al.</i> [266]	2015	0.37	520	0	890	900	7.80	1	29.2
		0.37	520	0	890	900	7.80	1	29.6
		0.37	520	0	890	900	7.80	1	30.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	1	28.6
		0.37	520	0	890	900	7.80	1	29.5
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	35.6
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	34.8
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	34.6
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	34.6
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	34.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.6
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.4
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.8
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.0
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	32.0
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	31.2
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	31.0
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	30.8
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	31.3
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	31.2
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	30.0
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	32.0
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	29.4
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	30.6
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	29.9
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	30.8
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	30.6
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	29.9
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	30.8
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	33.6
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	34.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	33.2
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	32.8
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	33.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	44.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	44.2
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	46.2
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	44.8
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	44.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.8
		0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.0
0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.4		
0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.0		
0.37	520	68	890	900	7.80	7	46.8		
0.37	520	68	890	900	7.80	7	46.4		
0.37	520	68	890	900	7.80	7	48.2		
0.37	520	68	890	900	7.80	7	48.2		
0.37	520	68	890	900	7.80	7	49.2		
0.37	520	87	890	900	7.80	7	49.8		
0.37	520	87	890	900	7.80	7	49.6		
0.37	520	87	890	900	7.80	7	49.0		
0.37	520	87	890	900	7.80	7	49.0		
0.37	520	87	890	900	7.80	7	48.6		
0.37	520	104	890	900	7.80	7	50.2		
0.37	520	104	890	900	7.80	7	48.6		

## Suite

Auteur	Année	Rapport W/B	Liant	fumée defume	Aggrégat fins	grot agrégat	Superplacitifant (SP)	Age (day)	Résistance à compression, (MPa)
		0.37	520	104	890	900	7.80	7	49.8
		0.37	520	104	890	900	7.80	7	49.0
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	50.2
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	48.6
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	48.8
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	49.8
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	49.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	52.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	51.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	51.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	50.2
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	50.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	62.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	60.4
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	60.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	62.1
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	61.4
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	62.8
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	62.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	61.6
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	61.8
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	62.1
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	62.1
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	65.8
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	66.2
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	66.8
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	66.4
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	66.2
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	70.0
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	70.4
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	70.2
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	69.8
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	70.1
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	80.2
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	79.8
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	79.0
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	78.4
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	78.6
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	80.2
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	79.8
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	79.0
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	78.4
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	78.6
Wongkeo <i>et al.</i> [267]	2014	0.30	600	0	1084	595	7.14	3	76.0
		0.30	600	30	1072	595	7.98	3	73.7
		0.30	600	60	1059	595	8.58	3	78.3
		0.35	514	0	1131	621	8.24	3	63.4
		0.35	515	26	1120	621	7.71	3	65.5
		0.35	515	26	1120	621	8.24	3	63.4
		0.35	514	51	1110	621	9.00	3	70.8
		0.40	450	0	1166	640	8.10	3	56.8
		0.40	451	23	1157	640	8.57	3	55.6
		0.40	450	45	1147	640	9.45	3	59.8
		0.30	600	0	1084	595	7.14	7	79.3
		0.30	600	30	1072	595	7.98	7	81.6
		0.30	600	60	1059	595	8.58	7	84.5
		0.35	514	0	1131	621	8.24	7	75.2
		0.35	515	26	1120	621	8.24	7	77.6
		0.35	514	51	1110	621	9.00	7	81.2
		0.40	450	0	1166	640	8.10	7	65.6
		0.40	451	23	1157	640	8.57	7	65.8
		0.30	600	0	1084	595	7.14	28	84.0
		0.30	600	30	1072	595	7.98	28	95.3

## Suite

Auteur	Année	Rapport W/B	Liant	fumée defume	Aggrégat fins	grot aggrégat	Superplacitifant (SP)	Age (day)	Résistance à compression, (MPa)
		0.30	600	60	1059	595	8.58	28	100.5
		0.35	514	0	1131	621	8.24	28	83.0
		0.35	515	26	1120	621	8.24	28	85.3
		0.35	514	51	1110	621	9.00	28	91.6
		0.40	450	0	1166	640	8.10	28	72.4
		0.40	451	23	1157	640	8.57	28	75.3
		0.40	450	45	1147	640	9.45	28	79.0
		0.30	600	0	1084	595	7.14	90	88.3
		0.30	600	30	1072	595	7.98	90	99.0
		0.30	600	60	1059	595	8.58	90	106.6
		0.35	514	0	1131	621	8.24	90	85.4
		0.35	515	26	1120	621	8.24	90	90.9
		0.35	514	51	1110	621	9.00	90	100.4
		0.40	450	0	1166	640	8.10	90	80.4
		0.40	451	23	1157	640	8.57	90	82.4
		0.40	450	45	1147	640	9.45	90	86.1
.Z.E Abib [168]	2004	0.38	500	0	794	725	15.00	7	34.0
		0.40	525	25	794	725	15.00	7	36.0
		0.40	525	25	794	725	15.00	7	36.0
		0.36	525	25	794	725	15.00	7	40.7
		0.32	525	25	794	725	15.00	7	42.5
		0.36	525	25	794	725	15.00	7	40.7
		0.36	525	25	794	725	10.00	7	43.5
		0.36	525	25	794	725	5.00	7	40.0
		0.40	500	0	794	725	7.50	3	28.3
		0.40	500	0	794	725	7.50	7	35.8
		0.40	500	0	794	725	7.50	14	43.0
		0.40	500	0	794	725	7.50	28	45.0
		0.40	500	0	794	725	7.50	90	49.5
		0.36	525	25	794	725	10.00	3	32.8
		0.36	525	25	794	725	10.00	7	39.3
		0.36	525	25	794	725	10.00	14	48.5
		0.36	525	25	794	725	10.00	28	56.3
		0.36	525	25	794	725	10.00	90	60.3
Güneyisi <i>et al.</i> [269]	2010	0.32	550	0	728	935	8.43	28	80.9
		0.32	550	28	724	930	9.56	28	80.4
		0.32	550	55	720	925	10.67	28	85.7
		0.32	550	83	716	920	12.00	28	84.4
		0.32	450	23	823	865	4.88	28	60.7
		0.32	450	45	819	861	5.20	28	58.5
		0.32	450	68	816	858	7.76	28	71.1
		0.32	550	28	724	930	9.56	90	91.1
		0.32	550	55	720	925	10.67	90	99.2
		0.32	550	83	716	920	12.00	90	96.7
		0.32	450	23	823	865	4.88	90	71.2
		0.32	450	45	819	861	5.20	90	76.1
		0.32	450	68	816	858	7.76	90	74.8
Güneyisi <i>et al.</i> [270]	2015	0.35	550	0	688	688	5.50	28	47.8
		0.35	550	28	684	684	6.40	28	53.0
		0.35	550	55	680	680	6.40	28	54.0
		0.35	550	0	688	688	5.50	56	52.0
		0.35	550	55	680	680	6.40	56	55.5
		0.35	550	55	680	680	6.40	56	58.5
Güneyisi <i>et al.</i> [271]	2012	0.35	550	28	684	684	6.40	28	53.0
		0.35	550	55	680	680	6.40	28	54.0
Gesoglu <i>et al.</i> [272]	2009	0.44	451	23	823	865	4.90	28	71.2
		0.44	450	45	819	861	5.20	28	76.1
Gesoglu and Ozbay [273]	2007	0.32	550	0	728	935	8.53	28	80.9
		0.32	550	28	724	930	9.56	28	80.3
		0.32	550	55	720	925	10.67	28	85.6
		0.32	550	83	716	920	12.00	28	84.4

## Suite

Auteur	Année	Rapport W/B	Liant	fumée defume	Aggrégat fins	grot aggrégat	Superplacitifant (SP)	Age (day)	Résistance à compression, (MPa)
Abdelgader <i>et al.</i> [274]	2014	0.38	450	0	918	918	8.10	7	30.4
		0.40	450	0	903	903	6.75	7	24.0
		0.45	450	0	873	873	3.60	7	32.5
		0.38	450	23	925	925	7.70	7	28.5
		0.40	450	23	911	911	6.41	7	33.0
		0.42	450	23	897	897	3.42	7	33.5
		0.45	450	23	882	882	3.42	7	29.5
		0.38	450	45	933	933	8.10	7	21.5
		0.40	450	45	920	920	6.89	7	28.0
		0.42	450	45	906	906	4.05	7	30.5
		0.45	450	45	893	893	4.05	7	26.0
		0.38	450	68	939	939	7.65	7	22.0
		0.40	450	68	927	927	6.50	7	29.0
		0.42	450	68	914	914	3.83	7	33.0
		0.45	450	68	901	901	3.83	7	27.5
		0.38	450	23	925	925	7.70	28	45.0
		0.38	450	0	918	918	8.10	28	43.0
		0.40	450	0	903	903	6.75	28	39.0
		0.42	450	0	888	888	3.60	28	40.5
		0.45	450	0	873	873	3.60	28	41.0
		0.40	450	23	911	911	6.41	28	44.5
		0.42	450	23	897	897	3.42	28	46.0
		0.45	450	23	882	882	3.42	28	44.0
		0.38	450	45	933	933	8.10	28	42.0
		0.40	450	45	920	920	6.89	28	49.5
		0.42	450	45	906	906	4.05	28	50.5
		0.45	450	45	893	893	4.05	28	46.5
		0.40	450	0	903	903	6.75	90	52.0
		0.42	450	0	888	888	3.60	90	54.0
		0.45	450	0	873	873	3.60	90	49.5
		0.38	450	23	925	925	7.70	90	56.5
		0.40	450	23	911	911	6.41	90	55.0
		0.45	450	23	882	882	3.42	90	52.0
0.38	450	45	933	933	8.10	90	59.0		
0.40	450	45	920	920	6.89	90	56.0		
0.42	450	45	906	906	4.05	90	57.5		
0.45	450	45	893	893	4.05	90	54.5		
0.38	450	68	939	939	7.65	90	64.0		
0.40	450	68	927	927	6.50	90	62.5		
0.45	450	68	901	901	3.83	90	60.0		
Ahari <i>et al.</i> [275]	(2015)	0.44	455	0	883	783	5.75	7	39.0
		0.44	455	18	880	778	6.70	7	40.6
		0.44	455	36	875	774	7.50	7	34.5
		0.44	455	55	870	771	8.00	7	35.5
		0.44	455	18	800	778	6.70	28	53.7
		0.44	455	36	875	774	7.50	28	64.0
		0.44	455	55	870	771	8.00	28	64.0
		0.44	455	0	883	783	5.75	90	51.5
		0.44	455	18	800	778	6.70	90	58.8
		0.44	455	36	875	774	7.50	90	64.6
Behfarnia, K and Farshadfar, O [276]	2013	0.38	444	0	1010	777	5.33	28	53.8
		0.38	444	22	1002	777	5.33	28	63.0
		0.38	444	44	994	777	6.66	28	63.8
		0.38	444	66	986	777	6.66	28	72.1
		0.38	444	0	1010	777	5.33	90	57.0
		0.38	444	22	1002	777	5.33	90	68.0
		0.38	444	44	994	777	6.66	90	67.0
		0.38	444	66	986	777	6.66	90	71.5
		0.38	444	0	1010	777	5.33	180	59.0
		0.38	444	22	1002	777	5.33	180	71.8
0.38	444	44	994	777	6.66	180	75.8		

## Suite

Auteur	Année	Rapport W/B	Liant	fumée defume	Aggrégat fins	grot aggrégat	Superplacitifant (SP)	Age (day)	Résistance à compression, (MPa)
		0.38	444	66	986	777	6.66	180	72.2
		0.38	444	0	1010	777	5.33	28	63.3
		0.38	444	22	1002	777	5.33	270	71.5
		0.38	444	44	994	777	6.66	270	73.8
		0.38	444	66	986	777	6.66	270	81.5
Bingöl, A.F.and Tohumcu, I.[278]	2013	0.35	500	0	967	694	8.00	3	61.5
		0.35	500	0	967	694	8.00	7	75.0
		0.35	500	75	948	681	10.00	7	79.0
		0.35	500	0	967	694	8.00	28	78.5
		0.35	500	25	958	687	8.00	28	78.5
		0.35	500	50	954	685	9.00	28	82.5
		0.35	500	75	948	681	10.00	28	87.0
Hassana <i>et al.</i> [279]	2012	0.40	450	50	921	891	5.83	28	41.3
		0.40	450	36	923	893	5.40	28	45.9
		0.40	450	23	926	896	5.15	28	41.9
Sabet <i>et al.</i> [280]	2013	0.40	450	14	927	898	4.55	28	37.9
		0.32	500	100	935	656	12.00	3	37.0
		0.32	500	50	959	656	9.50	28	75.0
		0.32	500	100	935	656	12.00	28	79.5
		0.32	500	50	959	656	9.50	90	73.0
		0.32	500	100	935	656	12.00	90	79.5
		0.32	500	50	959	656	9.50	180	79.5
R'mili <i>et al.</i> [281]	2009	0.32	500	100	935	656	12.00	180	87.0
		0.40	550	50	790	732	6.08	3	30.0
		0.38	440	40	906	839	5.07	3	24.0
		0.42	495	45	849	786	5.57	3	26.0
		0.37	550	50	791	733	6.08	3	30.3
		0.51	359	9	1002	927	2.16	7	24.0
		0.49	368	18	988	915	3.52	7	28.0
		0.45	385	35	964	892	4.56	7	31.5
		0.43	440	40	906	839	5.07	7	33.0
		0.41	495	45	849	786	5.57	7	36.0
		0.49	368	18	988	915	3.52	28	42.5
		0.45	385	35	964	892	4.56	28	48.5
		0.43	440	40	906	839	5.07	28	50.0
		0.41	495	45	849	786	5.57	28	55.5
		0.40	550	50	790	732	6.08	28	60.3
		0.42	495	45	849	786	5.57	28	52.5
		0.37	550	50	791	733	6.08	28	61.0
Asteris, P.G. and Kolovos, K.G.[282]	2017	0.33	600	30	900	750	12.00	28	80.4
		0.32	600	60	900	750	12.00	28	79.2
		0.35	500	150	900	600	7.35	28	48.9
		0.35	500	200	900	600	6.21	28	42.2
		0.35	500	250	900	600	5.00	28	35.1
		0.44	451	23	823	865	4.90	28	71.2
		0.44	450	45	819	861	5.20	28	76.1
Safiuddin <i>et al.</i> [283]	2018	0.39	481	48	959	784	7.21	3	63.4
		0.45	421	42	992	812	4.21	3	45.5
		0.39	481	48	959	784	7.21	7	74.5
Vivek <i>et al.</i> [284]	2017	0.40	600	0	810	660	13.80	7	35.0
		0.40	600	30	810	660	13.11	7	34.0
		0.40	600	60	810	660	12.42	7	32.0
		0.40	600	90	810	660	11.73	7	31.0
		0.40	600	0	810	660	13.80	28	63.0
		0.40	600	30	810	660	13.11	28	60.1
		0.40	600	60	810	660	12.42	28	58.1
		0.40	600	90	810	660	11.73	28	55.3
		0.40	600	120	810	660	11.04	28	51.4
		0.40	600	150	810	660	10.35	28	45.1
Khodabakhshian <i>et al.</i> [285]	2018	0.45	400	0	793	1000	1.30	7	46.0
		0.45	400	10	791	1000	1.45	7	48.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	7	48.0

## Suite

Auteur	Année	Rapport W/B	Liant	fumée defume	Aggrégat fins	grot aggrégat	Superplacitifant (SP)	Age (day)	Résistance à compression, (MPa)
		0.45	400	10	791	1000	1.45	28	59.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	28	60.0
		0.45	400	40	784	1000	1.60	28	66.0
		0.45	400	0	793	1000	1.30	56	55.0
		0.45	400	10	791	1000	1.45	56	65.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	56	66.0
		0.45	400	40	784	1000	1.60	56	68.0
		0.45	400	0	793	1000	1.30	90	60.0
		0.45	400	10	791	1000	1.45	90	68.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	90	71.0
		0.45	400	40	784	1000	1.60	90	74.0
		0.45	400	0	793	1000	1.30	180	62.0
		0.45	400	10	791	1000	1.45	180	71.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	180	73.0
		0.45	400	40	784	1000	1.60	180	77.0
Turk <i>et al</i> [286]	2010	0.36	450	23	990	735	8.00	3	36.2
		0.38	450	45	990	735	8.00	3	33.2
		0.40	450	68	990	735	8.00	3	30.9
		0.40	450	90	990	735	8.00	3	31.3
		0.36	450	23	990	735	8.00	7	43.9
		0.38	450	45	990	735	8.00	7	47.0
		0.40	450	68	990	735	8.00	7	40.9
		0.40	450	90	990	735	8.00	7	40.4
		0.36	450	23	990	735	8.00	28	58.0
		0.38	450	45	990	735	8.00	28	62.8
		0.40	450	68	990	735	8.00	28	68.0
		0.40	450	90	990	735	8.00	28	66.4
Karatas <i>et al</i> [287]	2010	0.36	450	23	932	793	8.00	28	36.5
		0.38	450	45	932	793	8.00	28	44.1
Kennouche <i>et al</i> [288]	2013	0.42	460	60	827	798	7.20	7	22.0
		0.42	460	60	827	799	6.00	7	25.0
		0.42	460	60	785	798	8.00	7	27.5
		0.42	460	60	827	798	7.20	14	31.0
		0.42	460	60	827	799	6.00	14	41.0
		0.42	460	60	785	798	8.00	14	33.5
		0.42	460	60	827	798	7.20	28	40.0
		0.42	460	60	827	799	6.00	28	43.5
		0.42	460	60	785	798	8.00	28	41.5
Zende, A. and Khadiranaikar, R.B [289]	2019	0.26	575	86	833	700	2.93	7	43.8
		0.24	575	86	833	700	3.42	7	47.2
		0.22	575	86	833	700	3.81	7	51.0
		0.26	575	86	833	700	2.93	28	55.1
		0.24	575	86	833	700	3.42	28	60.0
Gholhaki <i>et al</i> [290]	2018	0.37	400	40	1069	766	3.45	7	38.0
		0.37	400	80	1062	761	5.37	7	40.0
		0.37	400	0	1085	778	5.75	28	38.0
		0.37	400	40	1069	766	3.45	28	54.0
		0.37	400	80	1062	761	5.37	28	57.5
Faez <i>et al</i> [291]	2019	0.44	385	35	960	920	2.76	7	21.1
		0.44	385	35	960	920	2.76	28	26.1
		0.44	385	35	960	920	2.76	90	29.3
Choudhary <i>et al</i> [292]	2020	0.33	550	0	970	722	7.70	7	39.1
		0.33	550	28	970	722	8.25	7	44.1
		0.33	550	28	970	722	8.25	28	58.2
		0.33	550	0	970	722	7.70	90	56.8
		0.33	550	28	970	722	8.25	90	59.9



PUBLICATION INTERNATIONALE



## Prediction of Compressive Strength of Self-Compacting Concrete (SCC) with Silica Fume Using Neural Networks Models

Mahmoud Serraye<sup>1</sup>, Said Kenai<sup>1\*</sup>, Bakhta Boukhatem<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Geometrical Laboratory, Department of Civil Engineering, University of Blida 1, Ouled Yaïch, Algeria.

<sup>2</sup> Department of Civil Engineering, University of Sherbrooke, Quebec, Canada.

Received 09 September 2020; Revised 16 December 2020; Accepted 25 December 2020; Published 01 January 2021

### Abstract

Self-Compacting Concrete (SCC) is a relatively new type of concrete with high workability, high volume of paste and containing cement replacement materials such as slag, natural pozzolana and silica fume. Cement replacement materials provide a wide variety of benefits such as lower cost, reduced consumption of natural resources, reduced carbon dioxide emissions and improved fresh and hardened properties. SCC is used in many applications such as sections with congested reinforcement and high rise shear walls and there is a need for the prediction of the performance of SCC used. Artificial Neural networks (ANN) are widely used in civil engineering for the prediction of the performance of some engineering materials such as compressive strength and durability. However, currently, studies on SCC containing silica fume are very rare. In this paper, an artificial neural networks (ANN) model is developed to predict the compressive strength of SCC with silica fume using the Levenberg-Marquardt back propagation algorithm based on a database from 366 experimental studies. The model developed was correlated with a nonlinear relationship between the constituents (input) and the compressive strength of SCC (output). To evaluate the predictive ability and generalize the developed model, other researchers' experimental results were compared with the model prediction and good agreements are found. A parametric study was conducted to study the sensitivity of the ANN proposed model to some parameters such as water/binder ratio and superplasticizer content. The model developed in this study can potentially be used for SCC compressive strength prediction with very acceptable results and a high correlation coefficient  $R^2=0.93$ . The developed model is practical, easy to use and user friendly.

*Keywords:* Self-compacting Concrete; Silica Fume; Prediction; Compressive Strength; Artificial Neural Networks.

### 1. Introduction

Concrete is the most used material worldwide in civil engineering structures because of its many advantages such as ease of molding, availability of constituent materials, high compressive strength and durability if well designed [1]. Self-Compacting Concrete (SCC) as a relatively new type of concrete has excellent deformability and passing ability under its own weight without any segregation. SCC differs from conventional concrete by its high fines content, high workability and higher water requirements and hence the prediction of its compressive strength is different than that of conventional concrete. Since its development in Japan in the late 1980's, significant progress has been made in SCC research and development. SCC is a solution to enhance the concrete workability as well as its strength. Mechanical properties, such as compressive strength, require selection of blend ratios, blend design specifications and economics

\* Corresponding author: [sdkenai@yahoo.com](mailto:sdkenai@yahoo.com)

 <http://dx.doi.org/10.28991/cej-2021-03091642>



© 2021 by the authors. Licensee C.E.J, Tehran, Iran. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC-BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

of the cementitious materials used [2]. Compressive strength of concrete is widely used for the quality control of concrete on site. Compressive strength is generally obtained by testing concrete specimen after a standard curing of 28 days (Neville 1996). This property can be influenced by the use of alternative cementitious materials in concrete [3].

The use of supplementary cementitious materials (SCM) such as slag, natural pozzolana, fly ash (FA) and silica fume (SF) in the production of SCC is gaining widespread as it provides greater sustainability in construction projects by reducing CO<sub>2</sub> emission and reducing energy and cement consumption and hence lowering its environmental impact [4]. In addition, SCM improve the rheological properties at the fresh state and the strength and durability at the hardened state at long term. Silica fume is composed of very fine vitreous particles, which is a by-product of the smelting process in the silicon and ferrosilicon industry and is one of the most available SCM [5, 6]. The use of SF can produce both chemical and physical effects, which cause meaningful changes in the micro-structure of concrete such as reducing its permeability and increasing its compressive strength [5]. Compressive strength of SCC and other types of concrete with different cement replacement materials have been widely investigated. The compressive strength of SCC with silica fume and fly ash at different curing regimes was reported and the need for long term water curing proved [7]. Fly ash and slag have been found to significantly increase the compressive strength of SCC mixtures and that the presence of mineral admixtures improves the resistance to sulphate attack [8].

The compressive strength of SCC is a highly nonlinear function of the proportions its ingredients and there are no theoretical relationships between mixture proportioning and SCC strength and hence the need to use appropriate tools for their prediction based on its constituents at the time of design. Artificial neural network could be a good tool for this prediction. Artificial Neural Networks (ANN) is soft computing techniques developed to mimic the neural system of human being in learning from training patterns or data [9]. ANN modelling is getting more popular and has been commonly used in engineering tasks. ANN models can provide more accurate predictions of concrete properties and at the same time reduce the experimental work at the laboratory and on site. The main advantage of ANN is that no specific equation is needed as it relies only on the learning of input–output relation for any complex problem. The technique of neural networks automatically manages the relationships between variables and adapts its parameters based on the data used for their training [10]. This potential of ANN has been harnessed for wide applications in the field of civil engineering. ANN was used to estimate the main parameters needed in the design of concrete such as the compressive strength of hydrated lime cement concrete [11]. ANN was also used to evaluate the sulphate expansion of different types of cement using water/binder, cement content, FA or SF, C<sub>3</sub>A, and exposure duration as input parameters [12]. Compressive strength and other properties of limestone filler concrete were also predicted using ANN modelling [7]. The concrete mix design incorporating natural pozzolans has also been modelled [13]. ANN models for some durability indicators such as carbonation depth and other properties of fly ash ordinary concrete and SCC was also studied [14, 15].

Many authors have proved that artificial neural networks are reliable computational models for the prediction of concrete strength. Saridemir [16]. Siddique et al. [17] developed an ANN model for a reasonable accurate predictions of the compressive strength of concrete with bottom ash as partial replacement of fine aggregates at different ages using eight input parameters. Chou and Fam [18] reported that combining two or more models produces the highest prediction performance of compressive strength of high performance concrete (HPC). It has been demonstrated that artificial neural networks and fuzzy logic approaches can be successfully used for the prediction of compressive strength of concrete with metakaolin in relatively short time and with little error rate. The 28 days compressive strength of no-slump concrete (NSC) was predicted using neural networks and found more feasible than the traditional regression models [19]. Neural network and fuzzy logic have also been proved as an alternative approach for the predicting of compressive strength of silica fume concrete [20]. ANN was also used to predict with reasonable accuracy the 28-days compressive strength of a normal and high strength SCC as well as high performance concrete (HPC) containing high volume fly ash over a wide range of compressive strengths of concrete from about 30 to 60 MPa [21].

Early evaluation of the compressive strength of SCC is important for design and application purposes in construction sites and ready mixed concrete plants. As strength is usually determined experimentally by destructive and non-destructive tests which are costly and time consuming, the prediction of compressive strength through mixture proportions by an ANN model can be useful for the concrete industry. Some work has been done for the prediction of the compressive strength of SCC but although SF is extensively used in SCC and ultra-high performance concrete, there are very limited investigations to predict the compressive strength from its constituents for SCC with SF.

The aim of this investigation is to develop a user friendly ANN model for predicting the compressive strength of SCC incorporating silica fume. After a brief description of the neural network model used, the database collection and analysis was described. Then, the training of the ANN model was carried out on a set of experimental data considering several parameters such as water/binder ratio, binder content, silica fume, sand content (S), gravel content (G), superplasticizer (Sp) and curing age (A). These parameters were used as experimental input variables while the

experimental compressive strength (CS) property was used as an output. The validity of the model was then checked. Finally, a parametric analysis and comparison were carried out between the experimental and the ANNs predicted results for performance evaluation of the ANNs model.

## 2. Description of Neural Network Models

ANN is a very powerful computational tool for modelling complex non-linear relationships inspired by biological neural networks [10]. There is an increasing number of different types of ANN and learning algorithms such as deep learning with convolutional neural networks [22] and the most used and well-known training algorithms for the multilayer perceptron is the back-propagation multi-layer perceptron (BPMLP). The technique is based on a gradient descent technique. It is used for minimizing the error for a particular training pattern by adjusting the weights by a small amount at a time [15, 23]. This technique is widely used in civil engineering applications [15]. In a BPMLP, the arrangement of neurons or nodes is in the form of one input layer, one output layer and hidden layers. All the neurons in each layer have connections to all the neurons in the next layer as depicted in Figure 1.

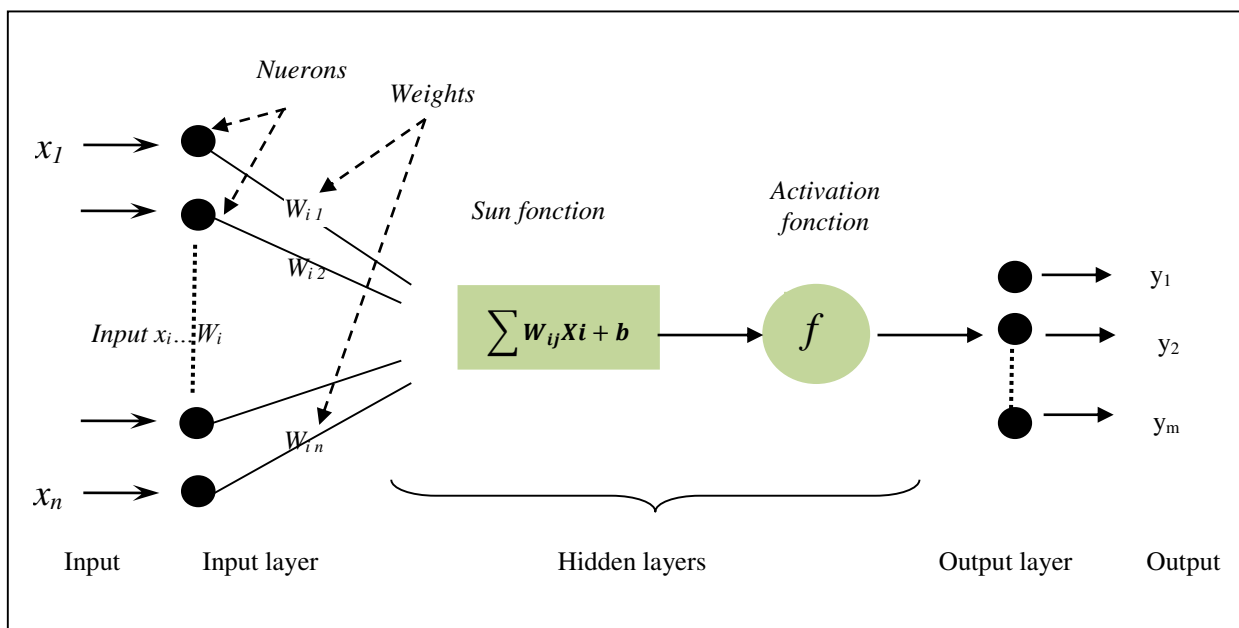


Figure 1. Typical neural network architecture

At each neuron, the weights are values that express how much effect the input will have on the output. The total number of nodes in the input and output layers represent the number of input and output variables. The ideal number of nodes in the hidden layer is determined by trial and error as there is no known rule for selecting the number of nodes in a hidden layer, which is a network dependent [15]. The activation function determines the output value of each neuron. A non-linear activation function is generally used for all neurons with full connection that maps the weighted inputs to the output of each neuron. Two non-linear sigmoid activation functions are used as presented in Figure 1 [16, 23].

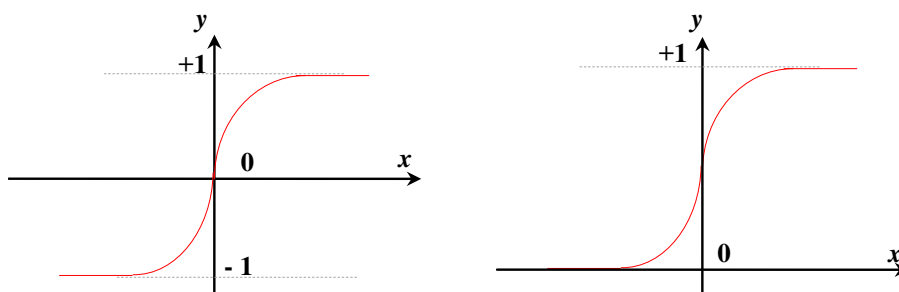


Figure 2. Tan-Sigmoid and logistic Transfer function

The first is a hyperbolic tangent function that ranges from -1 to 1, while the second is a logistic, with similar shape but ranges from 0 to 1. The output of the neuron is  $y$  and  $x$  is the weighted sum of the input connections. To train the network, a training algorithm is used allowing the ANN to develop a relationship between the inputs and outputs [23]. The training is an iterative process that stops when a designed error is reached by adjusting the network weights. The

training related parameters such as the learning rate, momentum and stopping time are the most important parameters that should be selected during the training in order to increase the model speed convergence and prevent it from over fitting.

The network performance is determined by the root mean square error (RMSE) and the absolute fraction of variance (R2) using respectively Equations 1 and 2. In addition, Equation 3 determines the mean absolute percentage error (MAPE):

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\left(\frac{1}{P}\right) * \sum_j (t_j - o_j)^2} \tag{1}$$

$$R^2 = 1 - \left( \frac{\sum_j (t_j - o_j)^2}{\sum_j (o_j)^2} \right) \tag{2}$$

$$MAPE = \frac{1}{P} \sum_j \left( \left| \frac{o_j - t_j}{o_j} \right| 100 \right) \tag{3}$$

Where  $t_j$  is the target value of  $j$ th pattern (corresponds to predicted result in this work),  $o_j$  is the output value of  $j$ th pattern (corresponds to experimental results in this work), and  $P$  is the number of patterns. The network is able to give the output for any other input not included in the database when the training process is complete [23].

### 3. ANN-based Prediction Model of SCC Compressive Strength and Validation

The main purpose of this study is to develop ANN models for predicting the compressive strength based on mixture proportioning of SCC with SF. The development process of this ANN model was divided into three main sections. The first section concerns the collection and analysis of data on SCC with silica fume. The second is devoted to selecting suitable ANN architectures and optimal training parameters including performance function, learning algorithm and execution time. In the third and last section, a comparison with other existing experimental data was carried out to validate the proposed ANN models and assess their performances. The research methodology is summarized in Figure 1.

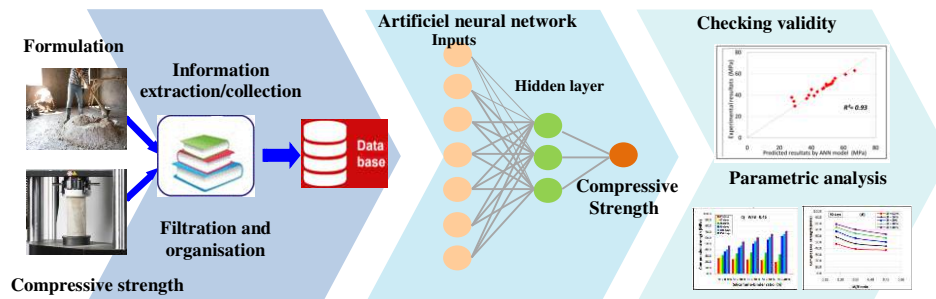


Figure 3. Flowchart of research methodology

#### 3.1. Database Collection and Analysis

The database of compressive strengths of SCC with SF was assembled from different research projects. A total number of 366 SCC compositions (Table 5) were collected from 25 sources published between 2004 and 2020 (Figure 4) for building the ANN model (training testing and checking).

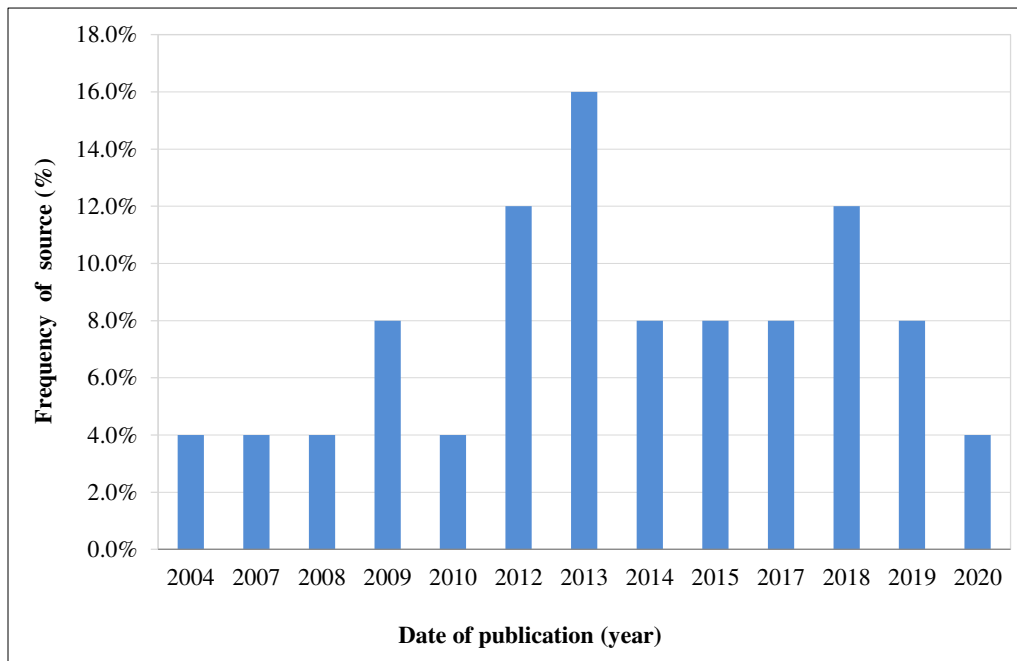


Figure 4. Frequency of sources in different date of publication

During the evaluation and selection of the data, some of the mixes were ignored due to inaccurate or insufficient information or due to special curing conditions and larger than 20 mm size aggregates. The variables of the data base are quantities for one cubic meter of concrete mix constituents (binder content, silica fume, fine aggregates, coarse aggregates, superplasticizer) and age of testing as input dataset with the corresponding compressive strength value at different ages as output dataset. The compressive strengths tests were performed on cubic specimens of (10×10×10) cm and (15×15×15) cm, and cylindrical specimens of (10×20) cm and (15x30) cm. All of compressive strength results were converted into equivalent 15x30 cylindrical using the following empirical formulas (Equations 4 and 5) [24].

$$f_{\alpha} = f_{10} \left[ 0.58 + 0.42 \left( \frac{10}{\alpha} \right)^{1/3} \right] \tag{4}$$

$$f_{cyl} = f_{15} \left[ 0.76 + 0.2 \log_{10} \left( \frac{0.95 f_{10}}{19.6} \right)^{1/3} \right] \tag{5}$$

Where  $f_{\alpha}$  is the cube compressive strength,  $\alpha$  is the cube size,  $f_{10}$  and  $f_{15}$  are 10 cm and 15 cm cube compressive strength respectively,  $f_{cyl}$  is the cylinder compressive strength.

Table 1, shows the boundary values for input and output variables used in the ANN model. Table 2 shows that the input parameters are distributed in different ranges in a homogeneous form for training the mode l.

Table 1. Boundary range of inputs and output of model

	Minimum	Maximum	Average
Inputs variables			
Water to binder ratio "W/B"	0.22	0.51	0.38
Binder "B" (kg/m <sup>3</sup> )	359	600	702
Silica fume (kg/m <sup>3</sup> )	0	250	46
Fine aggregate (kg/m <sup>3</sup> )	680	1166	903
Coarse aggregate (kg/m <sup>3</sup> )	595	1000	817
Superplasticizer (kg/m <sup>3</sup> )	1.30	15.00	7.21
Age of specimen (days)	1	270	
Outputs variable			
Compressive strength (MPa)	21.12	106.60	54.01

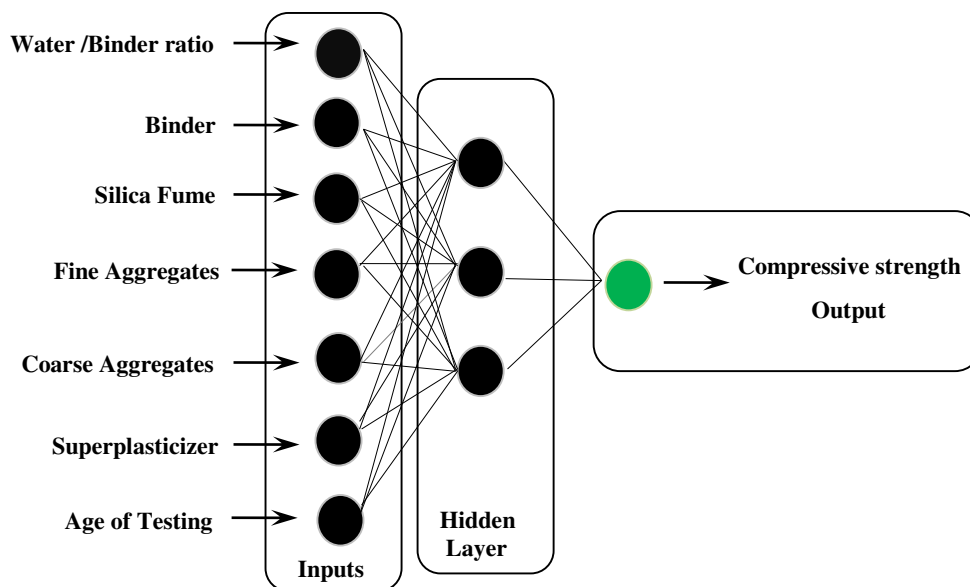
**Table 2. Distribution of inputs in the data base**

Water/binder		Binder		Silica fume		Fine aggregate		Coarse aggregate		Superplasticizer	
Rang	Freq.	Rang (kg/m <sup>3</sup> )	Freq.	Rang (kg/m <sup>3</sup> )	Freq.	Rang (kg/m <sup>3</sup> )	Freq.	Rang (kg/m <sup>3</sup> )	Freq.	Rang (kg/m <sup>3</sup> )	Freq.
0.20-0.25	1	350-400	8	0-30	43	650-750	5	550-650	11	0-3	7
0.26-0.30	4	401-450	26	31-60	29	751-850	22	651-750	21	3.1-6	20
0.31-0.35	17	451-500	15	61-90	17	851-950	48	751-850	14	6.1-9	61
0.36-0.40	57	501-550	43	91-120	10	951-1050	14	851-950	49	9.1-12	9
0.41-0.52	21	551-600	8	121-250	1	1051-1160	11	951-1050	5	12.1-15	3

**3.2. ANN Architectures and Training Parameters**

In this research, to provide an ANN model with good generalization capability, the databases were randomly divided into three datasets: 70 % of input values are considered as training, 15 % as validating, and the remaining 15 % as testing. In order to achieve the optimum data division in this study, several random combinations of the training, testing, and validation sets were tried until three consistent datasets were obtained as shown in Table 3.

For conducting ANN model, a MatLab program was implemented using neural network toolbox functions (R2016b). The back-propagation algorithm was employed to train and test the ANN model consisting of three adjacent layers: one input layer, one hidden layer, and one output layer and each layer is composed of a number of neurons. The number of neurons in input and output layers corresponds to variables of data and target output respectively. The number of hidden layers and their size were selected after several attempts in order to achieve the desired result since there is yet no theory or rule for determining the number of hidden layers to construct the network [13]. Subsequently, seven (07) neurons in the input layer representing the variables of data, three (03) neurons in the hidden layer and one (01) neuron in the output layer corresponding to the compressive strength at different ages were selected for the ANN model. The following variables were used as input parameters to build and train the model namely: amount of the water-to-binder ratio (W/B), binder content (B), silica fume (SF), fine aggregates (FA), coarse aggregates (CA), superplasticizer (SP) and age of curing. The corresponding model is given graphically in Figure. 5.



**Figure 5. Structure of the developed ANN model**

After different combinations of the two proposed nonlinear activation function, the nonlinear activation function “tansig” of MATLAB’s was used for all neurons as shown in Equation 6.

$$Tanh(y) = \frac{(1 - e^{-2x})}{(1 + e^{-2x})} \tag{6}$$

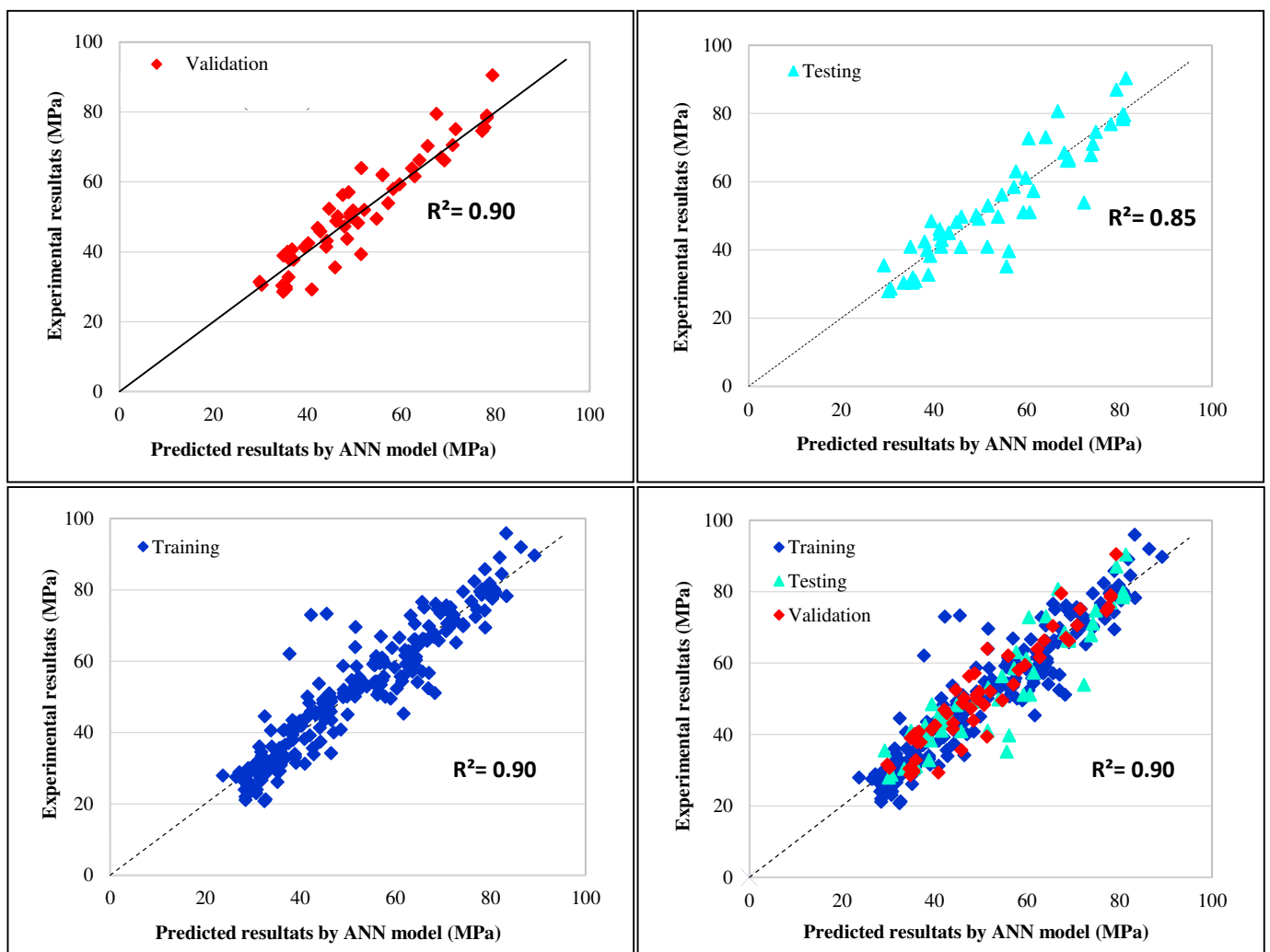
This function is highly recommended as it is the fastest back propagation algorithm as compared to other algorithms. By minimizing the performance function (mean square error) during the training process, a maximum

number of epochs (learning cycles) were reached. All the training parameters for each ANN model including learning rate, momentum rate, training epoch and mean square error are summarized in Table 3.

**Table 3. The values of ANN parameters models used in this research**

ANNs parameters	
Train function	Trainlm (Levenberg–Marquardt)
Transfer function	Tansig "tan-sigmoid" (no linear function)
Performance function	MSE (mean square error)
Train epochs	1000
Error after learning	0.001
Divide function	Dividerand
Learning rate	0.100
Momentum rate	0.001
Goal	0.001
Show	5

The criterion to select the optimal architecture and the best learning parameters of ANN models developed in this research, involves minimizing the error, maximizing the correlation and conducting a parametric analysis for exploring the most influential factors of SCC mixtures on the ANN model prediction. Accordingly, the prediction results are compared with the experimental data showing high correlation and providing high estimation accuracy (Figure. 6).



**Figure 6. Correlation cohered between experimental and predicted compressive strength for SCC (a) Validation, (b) Testing set, (c) Training set, (d) All sets**



### 3.3. Checking Validity of the ANN Model

In this section, the generalization performance of the well-trained ANN model was evaluated in order to check its predictive ability and accuracy with unseen data within the range of the input parameters used in the training process. Therefore, additional experimental results obtained from other researchers excluded from the training data were considered. A total of 19 SCC mixtures collected from three different sources [25-27] were presented to the ANN model developed and the network was required to predict the compressive strength associated with each mixture. Moreover, in table 4, the accuracy was measured based on the mean absolute percentage error (E) as a potential solution to improve the interpretability of the results prediction using Equation 7 [25]:

$$E(\%) = ABS \left( \frac{O_{Exp} - O_{ANN}}{O_{Exp}} \right) \times 100 \quad (7)$$

Where  $O_{Exp}$  is the experimental result,  $O_{ANN}$  is the predicted result calculated by the developed model.

According to table 4, the average relative errors between the predicted and the experimental results were quite low (4.94 %) though slightly higher than that reported for the prediction of compressive strength of concrete with natural pozzolana [23]. From figure 5 and table 4, it can be concluded that the predicted results obtained from the ANNs model are in agreement with those of the measured experimental results.

The comparison between the obtained results by the developed ANN model and the validation of new data records is shown in Figure 6 and in Table 4. According to Figure 7, the testing data points (experimental results) are located along the equity line within the cluster formed by training data points (predicted results), with perfect correlation ( $R^2=0.93$ ). This is comparable to the coefficients of correlation reported for the prediction of the compressive strength of concrete with natural pozzolana which was 0.93 for the hybrid system and 0.83 for the ANN model [23] and for the compressive strength of SCC with fly ash which was 0.95 [15]. A correlation coefficient of 0.919 was achieved for the prediction of 28 days compressive strengths using ANN for SCC containing bottom ash as partial replacement of fine aggregates [17]. Accordingly, the compressive strength of SCC containing silica fume is predicted with very satisfactory results using the proposed ANN model in this research. The results of the developed model are also comparable to other artificial intelligence methods such Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) and Gene Expression Programming (GEP) which were used for the prediction of the compressive strength of SCC with SF using 117 datasets where the comparison between the predicted compressive strength and the experimental results showed a correlation coefficient of 0.98 and 0.83 for MARS and GEP methods respectively [28].

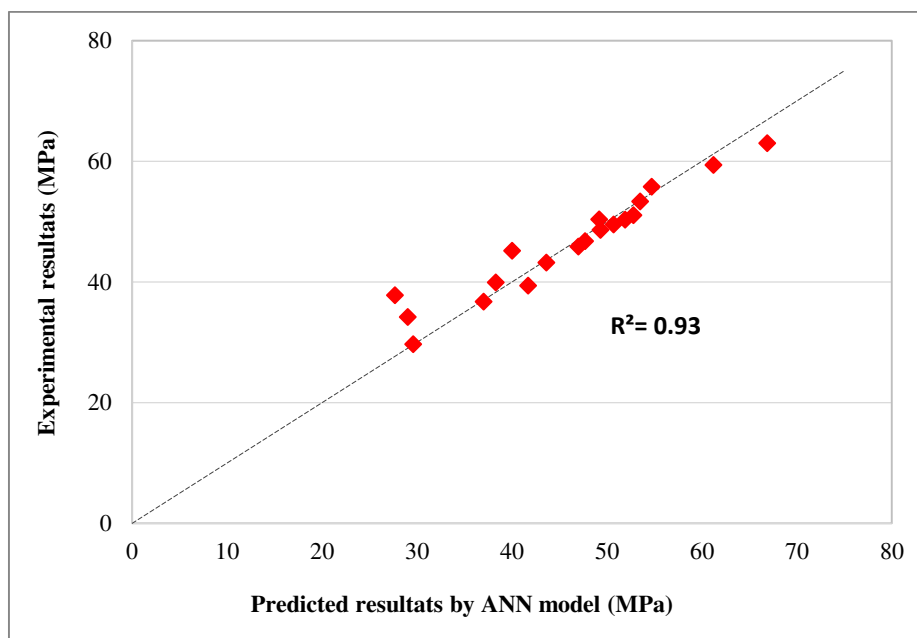


Figure 7. Comparison between the ANN results and experimental results

**Table 4. Relative errors of the predicted results of ANN model and experimental researcher's results**

Author	Year	Age (day)	Exp.	ANN	E (%)
Tahwia <i>et al</i> [25]	2018	7	29.70	29.60	0.34
		7	34.20	29.03	15.12
		7	37.80	27.67	26.80
		28	43.20	43.61	0.95
		28	45.90	47.00	2.40
		28	50.40	49.18	2.42
		90	55.80	54.72	1.94
		90	59.40	61.21	3.05
Dinesh <i>et al</i> [26]	2017	28	46.77	47.70	1.99
		28	48.62	49.30	1.40
		28	49.53	50.70	2.36
		28	50.31	51.90	3.16
		28	51.05	52.80	3.43
		28	53.34	53.50	0.30
Syed., A. [27]	2009	28	36.77	37.00	0.63
		28	39.93	38.30	4.08
		28	45.20	40.00	11.50
			39.39	41.70	5.86
<b>Average error</b>					<b>4.94%</b>

#### 4. Parametric Analysis of ANN Developed Model

A parametric study was conducted to evaluate the effect of the operating parameters affecting SCC compressive strength as this allows the developed ANN model to be used as an effective prediction tool. The sensitivity of the compressive strength predicted by the ANN model as output parameters to variations of some of the main input parameters was evaluated by examining the effect of changing one parameter whereas all others were kept constant. Consequently, this yields functional relations between the compressive strength and the other mix design parameters (water-to-binder ratio, amount of binder, silica fume, fine aggregates, coarse aggregates, superplasticizer and curing age). The simulation results and discussion are shown as follows.

##### 4.1. Effect of Water-binder Ratio and SF Content on Compressive Strength at Different Ages

The water-binder (w/b) ratio is the basic parameter that governs the SCC compressive strength. Fig. 8 shows the influence of the w/b (0.30, 0.35 and 0.45) on the compressive strength of SCC with increasing amounts of SF (from 0 to 40%) at different ages (3, 7, 28, 90, 180 and 365 days). As seen from these curves, the values of compressive strength decrease with increasing w/b ratio at all ages with different dosages of SF. A similar trend was reported earlier by other researchers [29-32] in which this negative effect can be explained by an increase of the volume of capillary pores leading to a reduction in compressive strength [33]. On the other hand, at early-age (3 and 7 days), the compressive strength decreases with increasing SF content. The compressive strength of the control SCC (SF = 0.0 %) is always higher than that of SCC with different dosages of SF. Similar results have been reported by other authors [33-35]. The loss of the compressive strength increased from 20 % to 35 % with increasing SF from 0 % to 40 %. This could be caused by the dilution effect resulting from the addition of silica fume and the multiplication of the pseudo crystals of Portlandite. However, the pozzolanic reaction takes place very quickly, and consumes the Portlandite produced by the nucleation hydrogen [35, 36]. As shown in Figures 8 and 9, at the age of 28, 90, 180 and 365 days, the values of compressive strength of all SCC increased with increasing SF content. For example, at 0.35 w/b ratio, when varying SF content from 0 to 40%, compressive strength increases by about 9 to 18% compared to that of control concrete at 90 days. The increase in compressive strength of SF mixtures could be explained by the higher pozzolanic activity of the silica fume [37, 38].

##### 4.2. Effects of Superplasticizer on the Compressive Strength

Superplasticizer (SP) is an essential ingredient in the production of the SCC. Although, superplasticizers are added to concrete mainly to provide a better workability by the dispersion of agglomerated cement particles without

increasing the water content, they can be used as water reducing admixtures and hence improve the compressive strength and durability of concrete [39]. The variation of the compressive strength at different ages with superplasticizer dosages (from 0 to 9 kg) for different dosage of SF is shown in Figure 10. According to this figure, it should be noted that increasing the content of superplasticizer has a positive effect on compressive strength at all ages, as reported earlier by Neville [40].

### 5. User Interface Development of the ANN Model

Designers in the laboratory or on site need software and computing tools that are more robust and user friendly, for easy applications by non-specialist engineers. In this study, considerable effort and time were devoted to make the model easy to use, user friendly and with visual interface by using the MATLAB based (R2016b). Numerical values of water/binder ratio, amount of binder, silica fume, aggregates, and superplasticizer and the age of test can be entered as shown in Figure 11. The compressive strength of SCC is then displayed directly by clicking the predict button.

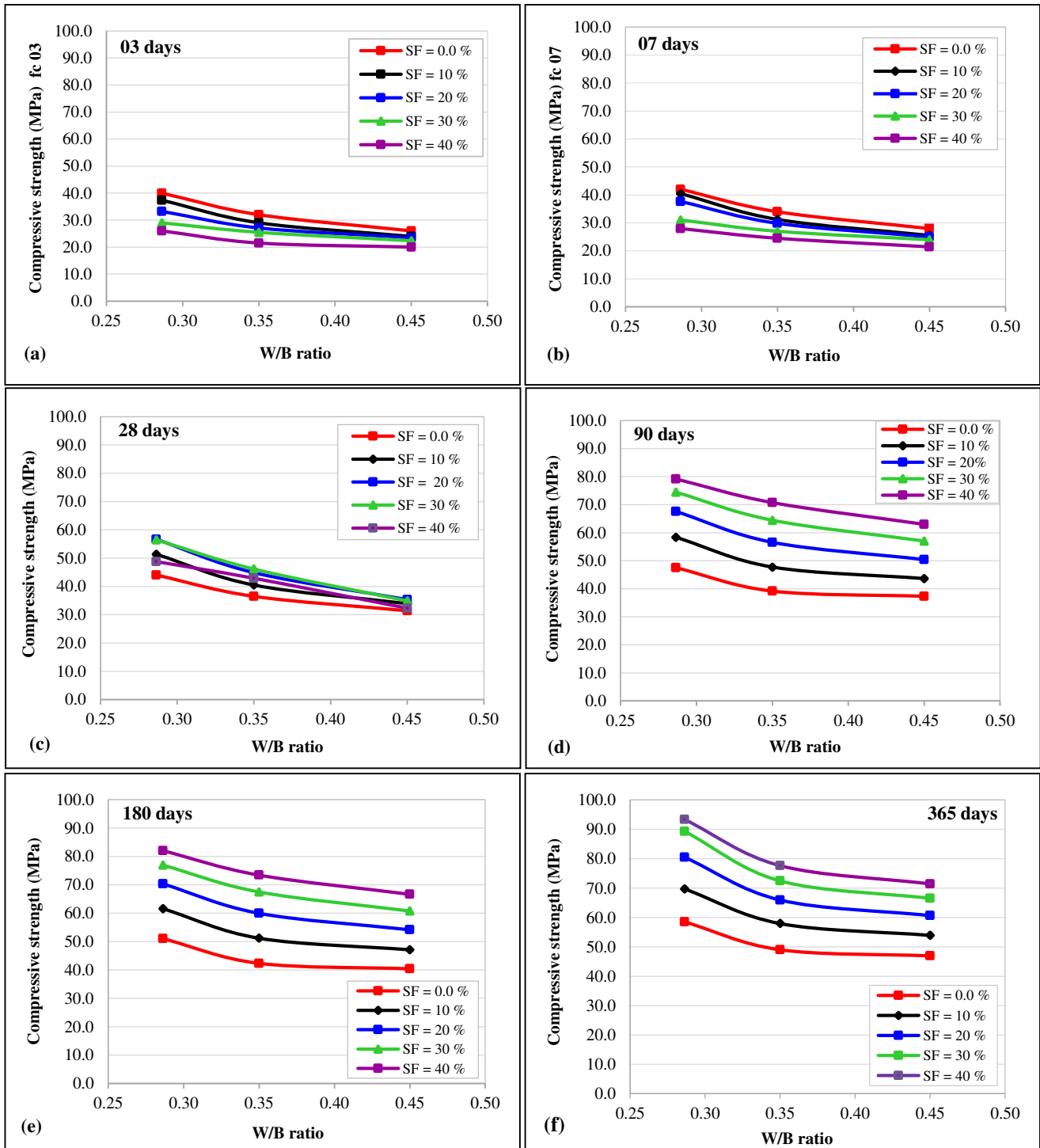


Figure 8. Effect of w/b ratio on ANN prediction of the compressive strength of SCC with different amounts of SF at various ages of (a) 3 days, (b) 7 days, (c) 28 days, (d) 90 days, (e) 180 days and (f) 365 days

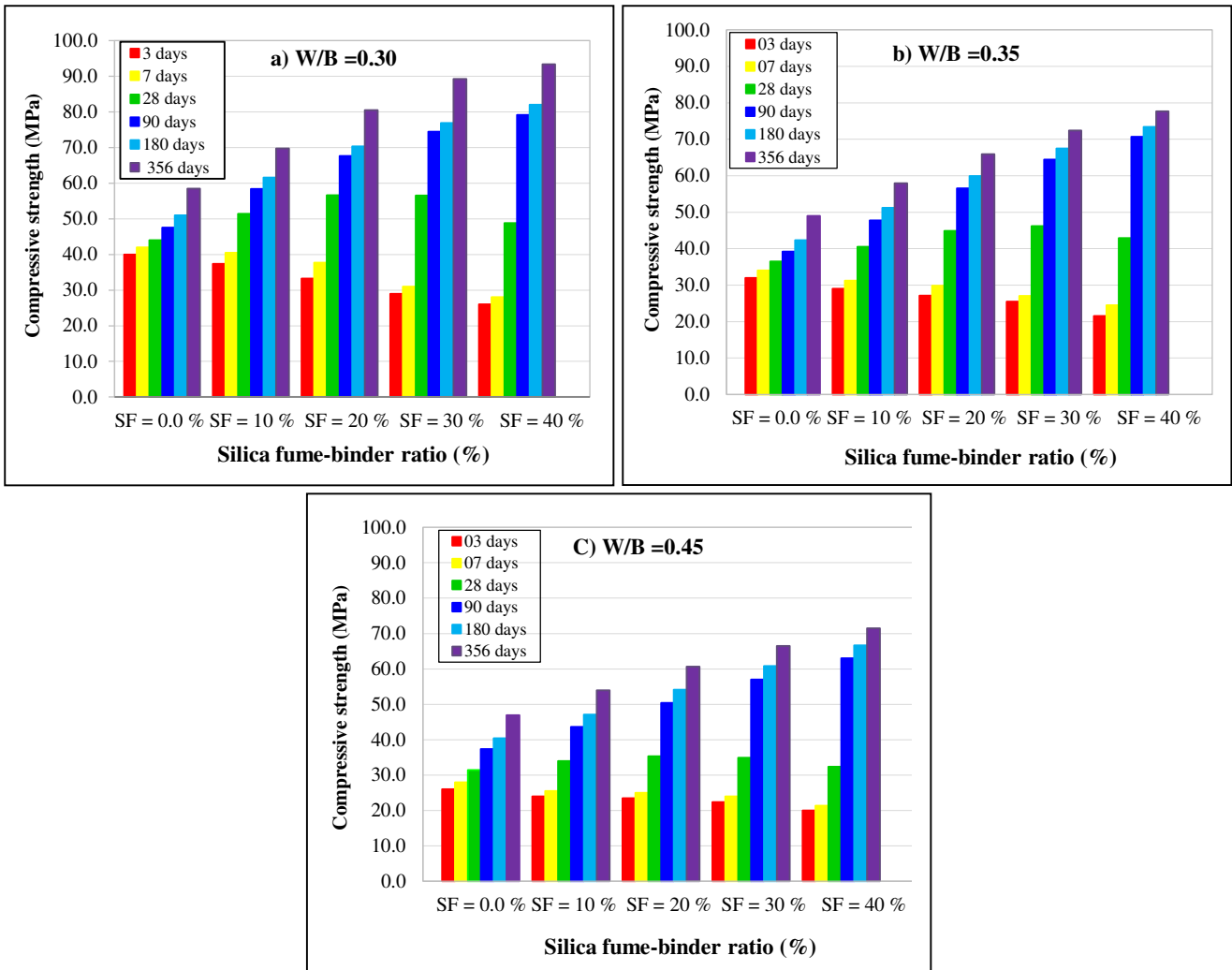
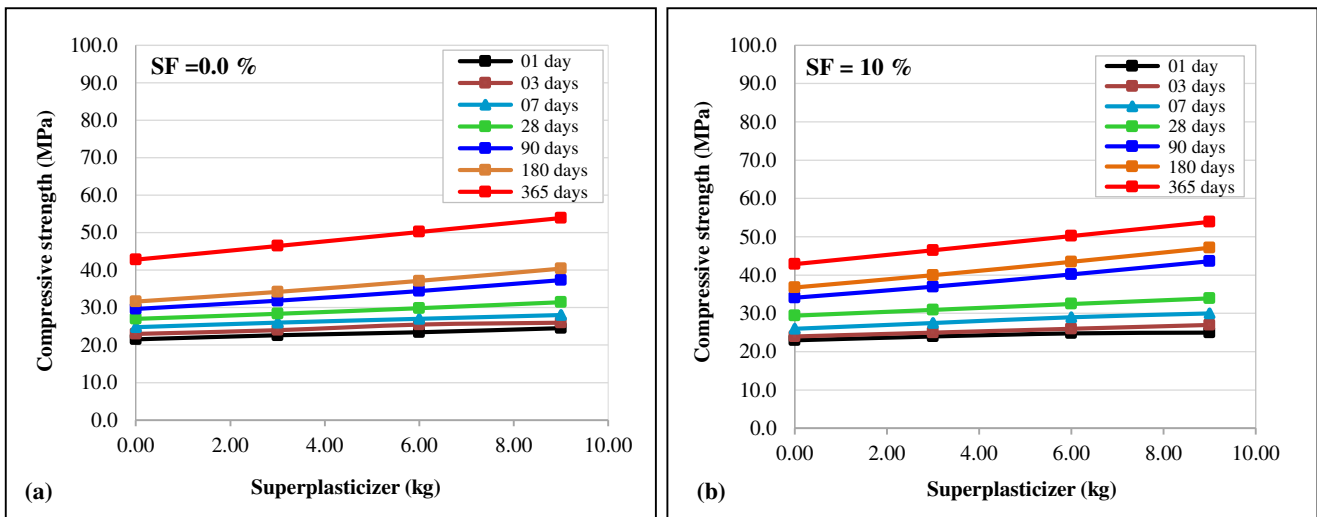


Figure 9. Effect of age on the compressive strength at different w-b ratios w/b = 0.3, w/b = 0.35, w/b = 0.45



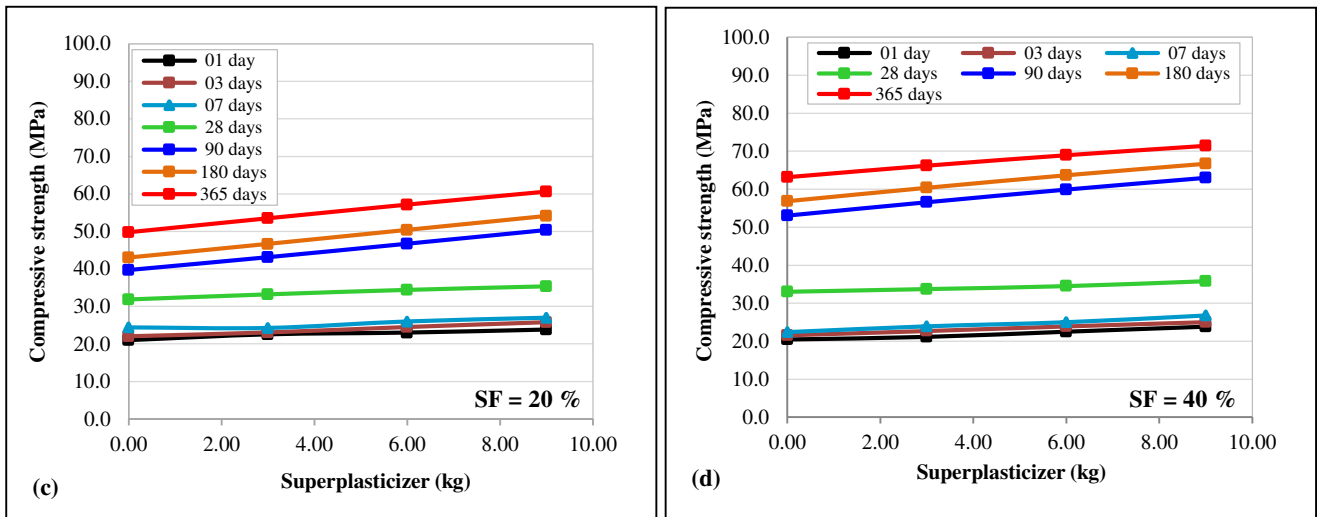


Figure 10. Effect of superplasticizer content on SCC compressive strength for various ages at SF content of (a) 0.0%, (b) 10%, (c) 30% and (d) 40%

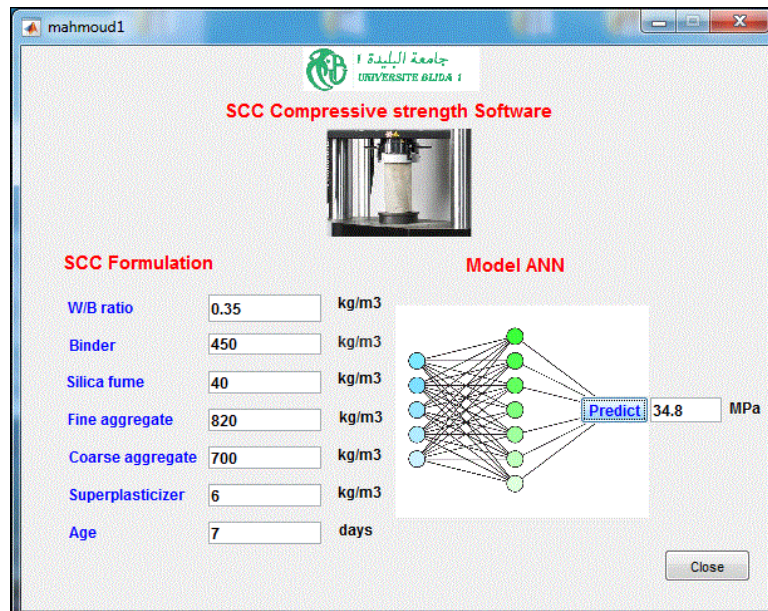


Figure 11. ANN interactive graphical user interface

## 6. Conclusions

In this study, an artificial neural network model was built to predict with good accuracy the SCC compressive strength with silica fume as cement replacement material. For this model, feed-forward Backpropagation network trained by Levenberg–Marquardt algorithm was used. The results obtained from this paper led to the following conclusions:

- The SCC compressive strength model based on the ANN using the back-propagation algorithm is more accurate than the model based on other ANN training algorithms. The proposed model gave very acceptable results with a high correlation coefficient  $R^2$  equal to 0.93;
- The predicted results coincide well with the experimental values in all phases of training, testing and validation clarifying the accuracy of the proposed ANNs model;
- The developed model was able to evaluate the effect of all SCC constituents (binder, SF content, fine aggregates, coarse aggregates and superplasticizer) as well as water/binder ratio on the compressive strength of SCC with SF. The simulation results are in agreement with previous literature findings;
- The proposed ANN model is a very convenient mix design method that for concrete mix designers to estimate the compressive strength of SCC based only on its constituents at the time of design. The simulation of experiments reduces time and cost;

- An improvement in compressive strength of SCC with the use of SF as a partial replacement of cement is shown based on ANN model. The model prediction results demonstrate that it is feasible to use SF to produce normal strength SCC;
- The developed model is characterized by being practical, accurate, user friendly and easy to use;
- The developed model is limited to SCC with SF and further work is needed to investigate the effect of fiber reinforced SCC as well as the workability (slump flow, the V-funnel time and the L-box ratio), elasticity modulus and durability indicators such as water and oxygen permeability of SCC with silica fume.

## 7. Declarations

### 7.1. Author Contributions

Serraye, M.: Data curation, investigation, writing original draft. Kenai, S.: Conceptualization, supervision, funding acquisition, methodology, formal analysis, validation, writing-review, and editing. Boukhatem, B.: Validation, supervision, writing-review & editing.

### 7.2. Data Availability Statement

The data presented in this study are available on request from the corresponding author.

### 7.3. Funding

The authors thank the funding agency "Directorate-General for scientific research and technological development, Ministry of higher education and scientific research, Algiers, Algeria" for their financial support.

### 7.4. Conflicts of Interest

The authors declare no conflict of interest.

## 8. References

- [1] Mahdikhani, Mahdi, and Ali Akbar Ramezani-pour. "New Methods Development for Evaluation Rheological Properties of Self-Consolidating Mortars." *Construction and Building Materials* 75 (January 2015): 136–143. doi:10.1016/j.conbuildmat.2014.09.094.
- [2] Nuruddin, M. F, Khan, S.U., Shafiq, N. and Ayub, T. "Strength prediction models for PVA fibre reinforced high-strength concrete." *Journal of Materials in Civil Engineering* 27(12) (March 2015): 2-16. doi:10.1061/(ASCE)MT.1943-5533.0001279.
- [3] Ramezani-pour, Ali Akbar. "Cement Replacement Materials." *Springer Geochemistry/Mineralogy* (2014). doi:10.1007/978-3-642-36721-2.
- [4] Ahari, R.S., Erdem, T.K, and Ramyar, K. "Effect of various supplementary cementitious materials on rheological properties of self-consolidating concrete." *Construction and Building Materials* 75 (November 2014): 89–98. doi:10.1016/j.conbuildmat.2014.11.014.
- [5] Tanyildizi, H, and Çevik, A. "Modelling mechanical performance of lightweight concrete containing silica fume exposed to high temperature using genetic programming". *Construction and Building Materials* 24 (December 2010): 2612–2618. doi:10.1016/j.conbuildmat.2010.05.001.
- [6] Paris, Jerry M., Justin G. Roessler, Christopher C. Ferraro, Harvey D. DeFord, and Timothy G. Townsend. "A Review of Waste Products Utilized as Supplements to Portland Cement in Concrete." *Journal of Cleaner Production* 121 (May 2016): 1–18. doi:10.1016/j.jclepro.2016.02.013.
- [7] Bingöl, A. Ferhat, and İlhan Tohumcu. "Effects of Different Curing Regimes on the Compressive Strength Properties of Self Compacting Concrete Incorporating Fly Ash and Silica Fume." *Materials & Design* 51 (October 2013): 12–18. doi:10.1016/j.matdes.2013.03.106.
- [8] Uysal, Mucteba, and Mansur Sumer. "Performance of Self-Compacting Concrete Containing Different Mineral Admixtures." *Construction and Building Materials* 25, no. 11 (November 2011): 4112–4120. doi:10.1016/j.conbuildmat.2011.04.032.
- [9] Ayat, H., Kellouche, Y., Ghrici, M, and Boukhatem, B. "Compressive strength prediction of limestone filler concrete using artificial neural networks". *Advances in Computational Design* 3(3) (July 2018): 289-302. doi:10.12989/acd.2018.3.3.289.
- [10] Tenza-Abril, A.J., Villacampa, Y., Solak, A.M, and Baeza-Brotons, F. "Prediction and sensitivity analysis of compressive strength in segregated lightweight concrete based on artificial neural network using ultrasonic pulse velocity". *Construction and Building Materials* 189 (2018): 1173–1183. doi:10.1016/j.conbuildmat.2018.09.096.



- [11] Awodiji, Chioma Temitope Gloria, Davis Ogbonnaya Onwuka, Chinenye Okere, and Owus Ibearugbulem. "Anticipating the Compressive Strength of Hydrated Lime Cement Concrete Using Artificial Neural Network Model." *Civil Engineering Journal* 4, no. 12 (December 24, 2018): 3005. doi:10.28991/cej-03091216.
- [12] Hodhod, Osama, and Gamal A. Salama. "Analysis of Sulfate Resistance in Concrete Based on Artificial Neural Networks and USBR4908-Modeling." *Ain Shams Engineering Journal* 4, no. 4 (December 2013): 651–660. doi:10.1016/j.asej.2013.02.007.
- [13] Boukhatem, Bakhta, R. Rabouh, and M. Ghrici. "Optimizing a concrete mix design incorporating natural pozzolans using artificial neural networks." *Computer Concrete* 10, no. 6 (2012): 557-573.
- [14] Kellouche, Yasmina, Bakhta Boukhatem, Mohamed Ghrici, and Arezki Tagnit-Hamou. "Exploring the Major Factors Affecting Fly-Ash Concrete Carbonation Using Artificial Neural Network." *Neural Computing and Applications* 31, no. S2 (June 19, 2017): 969–988. doi:10.1007/s00521-017-3052-2.
- [15] Douma, O.B., Boukhatem, B., Ghrici, M, and Hamou, A.T. "Prediction of properties of self-compacting concrete containing fly ash using artificial neural network". *Neural Computing Applications*. 28 (1) (2017): 707-718. doi:10.1007/s00521-016-2368-7.
- [16] Sarıdemir, M. "Predicting the compressive strength of mortars containing metakaolin by artificial neural networks and fuzzy logic." *Advances in Engineering Software* 40 (September 2009): 920–927. doi:10.1016/j.advengsoft.2008.12.008.
- [17] Siddique, R., Aggarwal, P, and Aggarwal, Y. "Prediction of compressive strength of self-compacting concrete containing bottom ash using artificial neural networks". *Advances in Engineering Software* 42 (October 2011) 780–786. doi:10.1016/j.advengsoft.2011.05.016.
- [18] Chou, Jui-Sheng, and Anh-Duc Pham. "Enhanced Artificial Intelligence for Ensemble Approach to Predicting High Performance Concrete Compressive Strength." *Construction and Building Materials* 49 (December 2013): 554–563. doi:10.1016/j.conbuildmat.2013.08.078.
- [19] Sobhani, J., Najimi, M., Pourkhorshidi, A.R, and Parhizkar, T. "Prediction of the compressive strength of no-slump concrete: A comparative study of regression, neural network and ANFIS models". *Construction and Building Materials* 24 (2010) :709-718. doi:10.1016/j.conbuildmat.2009.10.037.
- [20] Özcan, F., Atiş, C.D., Karahan, O., Uncuoğlu, E, and Tanyildizi, H. "Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete". *Advances in Engineering Software* 40(9) (September 2009): 856-863. doi:10.1016/j.advengsoft.2009.01.005.
- [21] Raghu Prasad, B.K., Eskandari, H, and Venkatarama Reddy, B.V. "Prediction of compressive strength of SCC and HPC with high volume fly ash using ANN". *Construction and Building Materials* 23 (January 2009): 117-128. doi:10.1016/j.conbuildmat.2008.01.014.
- [22] Abu-Yaman, M., Abd-Elaty, M, and Taman, M. "Predicting the ingredients of self-compacting concrete using artificial neural network". *Alexandria Engineering Journal* 56 (December 2017): 523–532. doi:10.1016/j.aej.2017.04.007.
- [23] Rebouh, R., Boukhatem, B., Ghrici, M, and Hamou, A.T. "A practical hybrid NNGA system for predicting the compressive strength of concrete containing natural pozzolan using an evolutionary structure." *Construction and Building Materials* 149 (September 2017): 778–789. doi:10.1016/j.conbuildmat.2017.05.165.
- [24] Mirza, S.A, and Lacroix, E.A. "Comparative study of strength-computation methods for rectangular reinforced concrete columns." *ACI Structural Journal* 99 (2002): 399-410.
- [25] Tahwia, A.M., Abdelraheem, A.H, and Taha, T. E. "Effect of Silica Fume on Mechanical and Durability Properties of Self-Compacting Concrete". *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology* 7(5) (May 2018): 6027 – 6039. doi:10.15680/IJRSET.2018.0705183. .
- [26] Dinesh, A., Harini, S., Jasmine Jeba, P., Jincy, J, and Javed, S. "Experimental study on self-compacting concrete". *Intern Journ Enginee Scienc Resear Techno* 6 (3) (March2017): 42 – 50. doi:10.5281/zenodo.345692.
- [27] Syed, A. "Fresh and Mechanical Properties of Self-Consolidating Concrete Incorporating Silica Fume and Metakaolin." *Master of Engineering in the Program of Civil Engineering, Toronto, Ontario, Canada. 2009.*
- [28] Azizifar, Valiollah, and Milad Babajanzadeh. "Compressive Strength Prediction of Self-Compacting Concrete Incorporating Silica Fume Using Artificial Intelligence Methods." *Civil Engineering Journal* 4, no. 7 (July 30, 2018): 1542. doi:10.28991/cej-0309193.
- [29] Nikbin, I.M., Beygi, M. H. A., Kazemi, M. T., Vaseghi Amiri, J., Rabbanifar, S., Rahmani, E, and Rahimi, S. "A comprehensive investigation into the effect of water to cement ratio and powder content on mechanical properties of self-compacting concrete." *Construction and Building Materials* 57 (April 2014) : 69-80. doi:10.1016/j.conbuildmat.2014.01.098.

- [30] Felekoglu, B., Turkel, S, and Baradan, B. "Effect of water/cement ratio on the fresh and hardened properties of self-compacting concrete". *Building and environment* 42 (April 2007): 1795–1802. doi:10.1016/j.buildenv.2006.01.012.
- [31] Hani, N., Nawawy, O., Ragab, K. S, and Kohail, M. "The effect of different water/binder ratio and nano-silica dosage on the fresh and hardened properties of self-compacting concrete." *Construction and Building Materials*. 165 (March 2018): 504–513. doi:10.1016/j.conbuildmat.2018.01.045.
- [32] Gencil, O, C Ozel, W Brostow, and G Martínez-Barrera. "Mechanical Properties of Self-Compacting Concrete Reinforced with Polypropylene Fibres." *Materials Research Innovations* 15, no. 3 (June 2011): 216–225. doi:10.1179/143307511x13018917925900.
- [33] Madandoust, R., Ghavidel, R, and Zadeh, N.N. "Evolutionary design of generalized GMDH-type neural network for prediction of concrete compressive strength using UPV." *Computational Materials Science* 49(3)(2010):556-567. doi:10.1016/j.commatsci.2010.05.050.
- [34] Maage, M. "Strength and Heat Development in Concrete: Influence of Fly Ash and Condensed Silica Fume." *CANMET/ACI Fly, Silica Fume Slag Natural Pozzolans Concrete ACI SP 91- 44, 2* (1986): 923-940.
- [35] Carette, G.G, and Malhotra, V.M. "Long-term strength development of silica fume concrete." *CANMET/ACI Fly, Silica Fume, Slag, Natural Pozzolans Concrete, ACI 132-55 2* (1992): 1017-1044.
- [36] Malhotra, V.M. "Mechanical properties and freezing-and-thawing resistance of non-air-entrained and air-entrained condensed silica-fume concrete using ASTM test C 666." procedures A and B D, *CANMET/ACI, Fly, Silica Fume, Slag and Natural Pozzolans in Concrete, SP91-53,11* )1986): 1069-1094.
- [37] Ahmadi, Babak, and Mohammad Shekarchi. "Use of Natural Zeolite as a Supplementary Cementitious Material." *Cement and Concrete Composites* 32, no. 2 (February 2010): 134–141. doi:10.1016/j.cemconcomp.2009.10.006.
- [38] Chan, S.Y.N, Ji, X. "Comparative study on the initial surface absorption and chloride diffusion of high performance zeolite, silica fume and PFA concretes." *Cement and Concrete Composites* 21 (August 1999): 293–300. doi:10.1016/S0958-9465(99)00010-4.
- [39] Mardani-Aghabaglou, A., Tuyan, M., Yılmaz, G., Arıoz, O, and Ramyar, K. "Effect of different types of superplasticizer on fresh, rheological and strength properties of self-consolidating concrete". *Construction and Building Materials* 47 (2013) 1020–1025. doi:10.1016/j.conbuildmat.2013.05.105.
- [40] Neville, A.M. "Properties of Concrete." 4th Ed., Wiley and Sons, New York, U.S.A 1996.
- [41] Benaïcha, M., Roguiez, X., Jalbaud, O., Burtschell, Y, and Alaoui, A.H. "Influence of silica fume and viscosity modifying agent on the mechanical and rheological behavior of self-compacting concrete". *Construction and Building Materials* 84 (March 2015): 103–110. doi:10.1016/j.conbuildmat.2015.03.061.
- [42] Wongkeo, W., Thongsanitgarn, P., Ngamjarurojana, A, and Chaipanich, A. "Compressive strength and chloride resistance of self-compacting concrete containing high level fly ash and silica fume." *Materials Design*. 64 (July 2014): 261–269. doi:10.1016/j.matdes.2014.07.042.
- [43] Abib, Z.E, "Formulation and characterization of self-compacting concrete (in French)". MPhil thesis, University of science and technology, Houari Boumediene, Algiers, Algeria. 2004.
- [44] Güneysi, E., Gesoglu, M, and Özbay, E. "Strength and drying shrinkage properties of self-compacting concretes incorporating multi-system blended mineral admixtures". *Construction and Building Materials* 24 (April 2010): 1878–1887. doi:10.1016/j.conbuildmat.2010.04.015.
- [45] Güneysi, E., Gesoglu, M. Booya, E, and Mermerdas, K. "Strength and permeability properties of self-compacting concrete with cold bonded fly ash lightweight aggregate". *Construction and Building Materials* 74 (November 2014): 17–24. doi:10.1016/j.conbuildmat.2014.10.032.
- [46] Güneysi, E., Gesoglu, M, and Booya, E. "Fresh properties of self-compacting cold bonded fly ash lightweight aggregate concrete with different mineral admixtures". *Materials and Structures*. 45 (2012) 1849–59. doi:10.1617/s11527-012-9874-6.
- [47] Gesoglu, M., Güneysi, E, and Özbay, E. "Properties of self-compacting concretes made with binary, ternary, and quaternary cementitious blends of fly ash, blast furnace slag, and silica fume". *Construction and Building Materials* 23 (November 2008): 1847–1854. doi:10.1016/j.conbuildmat.2008.09.015.
- [48] Gesoglu, M, and Ozbay, E. "Effects of mineral admixtures on fresh and hardened properties of self-compacting concretes: binary, ternary and quaternary systems". *Materials and Structures* 40 (2009): 923–937. doi:10.1617/s11527-007-9242-0.
- [49] Abdelgader, H.S., Elbajegni, S.A, and Elwefati, A.M. "Mix designs of self-compacting concrete using local materials "A case study from Libya." *Concrete Technology*) October 2014): 70–78.



- [50] Behfarnia, Kiachehr, and Omid Farshadfar. "The Effects of Pozzolanic Binders and Polypropylene Fibers on Durability of SCC to Magnesium Sulfate Attack." *Construction and Building Materials* 38 (January 2013): 64–71. doi:10.1016/j.conbuildmat.2012.08.035.
- [51] Hassan, Assem A.A., Mohamed Lachemi, and Khandaker M.A. Hossain. "Effect of Metakaolin and Silica Fume on the Durability of Self-Consolidating Concrete." *Cement and Concrete Composites* 34, no. 6 (July 2012): 801–807. doi:10.1016/j.cemconcomp.2012.02.013.
- [52] Sabet, F.A., Libre, N.A, and Shekarchi. M. "Mechanical and durability properties of self-consolidating high performance concrete incorporating natural zeolite, silica fume and fly ash". *Construction and Building Materials* 44 (April 2013): 175–184. doi:10.1016/j.conbuildmat.2013.02.069.
- [53] R'mili, A., Ben-Ouezdou, M., Added, M. and Ghorbel, E. "Prediction of the compressive strengths of self-compacting concrete". *Proceedings of International conference, INVACO, Hammamet, Tunisia; 2009.* 195-204.
- [54] Asteris, Panagiotis G., and Konstantinos G. Kolovos. "Self-Compacting Concrete Strength Prediction Using Surrogate Models." *Neural Computing and Applications* 31, no. S1 (April 28, 2017): 409–424. doi:10.1007/s00521-017-3007-7.
- [55] Safiuddin, Md., Yakhlaf, M, and Soudki, K.A. "Key mechanical properties and microstructure of carbon fibre reinforced self-consolidating concrete." *Construction and Building Materials* 164 (December 2018): 477–488. doi:10.1016/j.conbuildmat.2017.12.172.
- [56] Vivek, S.S., and G. Dhinakaran. "Fresh and Hardened Properties of Binary Blend High Strength Self Compacting Concrete." *Engineering Science and Technology, an International Journal* 20, no. 3 (June 2017): 1173–1179. doi:10.1016/j.jestch.2017.05.003.
- [57] Khodabakhshian, A., Brito, J., Ghalehnovi, M, and Shamsabadi E.A. "Mechanical, environmental and economic performance of structural concrete containing silica fume and marble industry waste powder". *Construction and Building Materials*. 169 (March 2018): 237–251. doi:10.1016/j.conbuildmat.2018.02.192.
- [58] Turk, K., Karatas, M, and Ulucan, Z. C. "Effect of the use of different types and dosages of mineral additions on the bond strength of lap-spliced bars in self-compacting concrete". *Materials and Structures* 43 (2010): 557–570. doi:10.1617/s11527-009-9511-1
- [59] Karatas, Mehmet, Kazim Turk, and Zulfu C. Ulucan. "Investigation of Bond between Lap-Spliced Steel Bar and Self-Compacting Concrete: The Role of Silica Fume." *Canadian Journal of Civil Engineering* 37, no. 3 (March 2010): 420–428. doi:10.1139/109-159.
- [60] Kennouche, S., Zerizer, A., Benmounah, A., Hami, B., Mahdad, M., Benouali, H, and Bedjou. S. "Formulation and characterization of self-compacting concrete with silica fume". *Journal of Engineering and Technology Research* 5(5) (June 2013) : 160-169. doi:10.5897/JETR2013.0306.
- [61] Zende, Aijaz, and R. B. Khadiranaikar. "Experimental Investigation of High-Strength Self-Compacting Fibre-Reinforced Concrete." *Sustainable Construction and Building Materials* (December 31, 2018): 345–358. doi:10.1007/978-981-13-3317-0\_32.
- [62] Gholhaki, M., kheyroddin, A., Hajforoush, M, and Kazemi, M. "An investigation on the fresh and hardened properties of self-compacting concrete incorporating magnetic water with various pozzolanic material". *Construction and Building Materials* 158 (October 2017): 173–180. doi:10.1016/j.conbuildmat.2017.09.135.
- [63] Faez, Azad, Arash Sayari, and Salar Manie. "Mechanical and Rheological Properties of Self-Compacting Concrete Containing Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> Nanoparticles and Silica Fume." *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering* 44, no. S1 (January 10, 2020): 217–227. doi:10.1007/s40996-019-00339-y.
- [64] Choudhary, Rakesh, Rajesh Gupta, and Ravindra Nagar. "Impact on Fresh, Mechanical, and Microstructural Properties of High Strength Self-Compacting Concrete by Marble Cutting Slurry Waste, Fly Ash, and Silica Fume." *Construction and Building Materials* 239 (April 2020): 117888. doi:10.1016/j.conbuildmat.2019.117888.

**Appendix I: Data sources**

Author	Year	Ratio W/B	Binder	Silica fume	Fine aggregate	Coarse aggregate	Superplasticizer (SP)	Age (day)	Compressive strength (MPa)
Benaicha et al. [41]	2015	0.37	520	0	890	900	7.80	1	29.2
		0.37	520	0	890	900	7.80	1	29.6
		0.37	520	0	890	900	7.80	1	30.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	1	28.6
		0.37	520	0	890	900	7.80	1	29.5
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	35.6
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	34.8
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	34.6
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	34.6
		0.37	520	25	890	900	7.80	1	34.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.6
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.4
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.8
		0.37	520	47	890	900	7.80	1	32.0
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	32.0
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	31.2
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	31.0
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	30.8
		0.37	520	68	890	900	7.80	1	31.3
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	31.2
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	30.0
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	32.0
		0.37	520	87	890	900	7.80	1	29.4
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	30.6
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	29.9
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	30.8
		0.37	520	104	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	30.6
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	29.9
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	30.8
		0.37	520	120	890	900	7.80	1	30.4
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	33.6
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	34.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	33.2
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	32.8
		0.37	520	0	890	900	7.80	7	33.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	44.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	44.2
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	46.2
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	44.8
		0.37	520	25	890	900	7.80	7	44.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.8
		0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.4
		0.37	520	47	890	900	7.80	7	45.0
		0.37	520	68	890	900	7.80	7	46.8
		0.37	520	68	890	900	7.80	7	46.4
		0.37	520	68	890	900	7.80	7	48.2
		0.37	520	68	890	900	7.80	7	48.2
		0.37	520	68	890	900	7.80	7	49.2
		0.37	520	87	890	900	7.80	7	49.8
		0.37	520	87	890	900	7.80	7	49.6
		0.37	520	87	890	900	7.80	7	49.0
		0.37	520	87	890	900	7.80	7	49.0
		0.37	520	87	890	900	7.80	7	48.6
		0.37	520	104	890	900	7.80	7	50.2
		0.37	520	104	890	900	7.80	7	48.6
		0.37	520	104	890	900	7.80	7	48.8

Author	Year	Ratio W/B	Binder	Silica fume	Fine aggregate	Coarse aggregate	Superplasticizer (SP)	Age (day)	Compressive strength (MPa)
		0.37	520	104	890	900	7.80	7	49.8
		0.37	520	104	890	900	7.80	7	49.0
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	50.2
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	48.6
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	48.8
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	49.8
		0.37	520	120	890	900	7.80	7	49.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	52.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	51.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	51.0
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	50.2
		0.37	520	0	890	900	7.80	28	50.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	62.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	60.4
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	60.0
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	62.1
		0.37	520	25	890	900	7.80	28	61.4
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	62.8
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	62.0
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	61.6
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	61.8
		0.37	520	47	890	900	7.80	28	62.1
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	65.8
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	66.2
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	66.8
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	66.4
		0.37	520	68	890	900	7.80	28	66.2
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	70.0
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	70.4
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	70.2
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	69.8
		0.37	520	87	890	900	7.80	28	70.1
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	80.2
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	79.8
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	79.0
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	78.4
		0.37	520	104	890	900	7.80	28	78.6
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	80.2
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	79.8
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	79.0
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	78.4
		0.37	520	120	890	900	7.80	28	78.6
Wongkeo et al. [42]	2014	0.30	600	0	1084	595	7.14	3	76.0
		0.30	600	30	1072	595	7.98	3	73.7
		0.30	600	60	1059	595	8.58	3	78.3
		0.35	514	0	1131	621	8.24	3	63.4
		0.35	515	26	1120	621	7.71	3	65.5
		0.35	515	26	1120	621	8.24	3	63.4
		0.35	514	51	1110	621	9.00	3	70.8
		0.40	450	0	1166	640	8.10	3	56.8
		0.40	451	23	1157	640	8.57	3	55.6
		0.40	450	45	1147	640	9.45	3	59.8
		0.30	600	0	1084	595	7.14	7	79.3
		0.30	600	30	1072	595	7.98	7	81.6
		0.30	600	60	1059	595	8.58	7	84.5
		0.35	514	0	1131	621	8.24	7	75.2
		0.35	515	26	1120	621	8.24	7	77.6
		0.35	514	51	1110	621	9.00	7	81.2
		0.40	450	0	1166	640	8.10	7	65.6
		0.40	451	23	1157	640	8.57	7	65.8
		0.30	600	0	1084	595	7.14	28	84.0
		0.30	600	30	1072	595	7.98	28	95.3

Author	Year	Ratio W/B	Binder	Silica fume	Fine aggregate	Coarse aggregate	Superplasticizer (SP)	Age (day)	Compressive strength (MPa)
		0.30	600	60	1059	595	8.58	28	100.5
		0.35	514	0	1131	621	8.24	28	83.0
		0.35	515	26	1120	621	8.24	28	85.3
		0.35	514	51	1110	621	9.00	28	91.6
		0.40	450	0	1166	640	8.10	28	72.4
		0.40	451	23	1157	640	8.57	28	75.3
		0.40	450	45	1147	640	9.45	28	79.0
		0.30	600	0	1084	595	7.14	90	88.3
		0.30	600	30	1072	595	7.98	90	99.0
		0.30	600	60	1059	595	8.58	90	106.6
		0.35	514	0	1131	621	8.24	90	85.4
		0.35	515	26	1120	621	8.24	90	90.9
		0.35	514	51	1110	621	9.00	90	100.4
		0.40	450	0	1166	640	8.10	90	80.4
		0.40	451	23	1157	640	8.57	90	82.4
		0.40	450	45	1147	640	9.45	90	86.1
Abib [43]	2004	0.38	500	0	794	725	15.00	7	34.0
		0.40	525	25	794	725	15.00	7	36.0
		0.40	525	25	794	725	15.00	7	36.0
		0.36	525	25	794	725	15.00	7	40.7
		0.32	525	25	794	725	15.00	7	42.5
		0.36	525	25	794	725	15.00	7	40.7
		0.36	525	25	794	725	10.00	7	43.5
		0.36	525	25	794	725	5.00	7	40.0
		0.40	500	0	794	725	7.50	3	28.3
		0.40	500	0	794	725	7.50	7	35.8
		0.40	500	0	794	725	7.50	14	43.0
		0.40	500	0	794	725	7.50	28	45.0
		0.40	500	0	794	725	7.50	90	49.5
		0.36	525	25	794	725	10.00	3	32.8
		0.36	525	25	794	725	10.00	7	39.3
		0.36	525	25	794	725	10.00	14	48.5
		0.36	525	25	794	725	10.00	28	56.3
		0.36	525	25	794	725	10.00	90	60.3
Güneyisi et al. [44]	2010	0.32	550	0	728	935	8.43	28	80.9
		0.32	550	28	724	930	9.56	28	80.4
		0.32	550	55	720	925	10.67	28	85.7
		0.32	550	83	716	920	12.00	28	84.4
		0.32	450	23	823	865	4.88	28	60.7
		0.32	450	45	819	861	5.20	28	58.5
		0.32	450	68	816	858	7.76	28	71.1
		0.32	550	28	724	930	9.56	90	91.1
		0.32	550	55	720	925	10.67	90	99.2
		0.32	550	83	716	920	12.00	90	96.7
		0.32	450	23	823	865	4.88	90	71.2
		0.32	450	45	819	861	5.20	90	76.1
		0.32	450	68	816	858	7.76	90	74.8
Güneyisi et al. [45]	2015	0.35	550	0	688	688	5.50	28	47.8
		0.35	550	28	684	684	6.40	28	53.0
		0.35	550	55	680	680	6.40	28	54.0
		0.35	550	0	688	688	5.50	56	52.0
		0.35	550	55	680	680	6.40	56	55.5
		0.35	550	55	680	680	6.40	56	58.5
Güneyisi et al. [46]	2012	0.35	550	28	684	684	6.40	28	53.0
		0.35	550	55	680	680	6.40	28	54.0
Gesoglu et al. [47]	2009	0.44	451	23	823	865	4.90	28	71.2
		0.44	450	45	819	861	5.20	28	76.1
Gesoglu and Ozbay [48]	2007	0.32	550	0	728	935	8.53	28	80.9
		0.32	550	28	724	930	9.56	28	80.3
		0.32	550	55	720	925	10.67	28	85.6
		0.32	550	83	716	920	12.00	28	84.4

Author	Year	Ratio W/B	Binder	Silica fume	Fine aggregate	Coarse aggregate	Superplasticizer (SP)	Age (day)	Compressive strength (MPa)
Abdelgader et al. [49]	2014	0.38	450	0	918	918	8.10	7	30.4
		0.40	450	0	903	903	6.75	7	24.0
		0.45	450	0	873	873	3.60	7	32.5
		0.38	450	23	925	925	7.70	7	28.5
		0.40	450	23	911	911	6.41	7	33.0
		0.42	450	23	897	897	3.42	7	33.5
		0.45	450	23	882	882	3.42	7	29.5
		0.38	450	45	933	933	8.10	7	21.5
		0.40	450	45	920	920	6.89	7	28.0
		0.42	450	45	906	906	4.05	7	30.5
		0.45	450	45	893	893	4.05	7	26.0
		0.38	450	68	939	939	7.65	7	22.0
		0.40	450	68	927	927	6.50	7	29.0
		0.42	450	68	914	914	3.83	7	33.0
		0.45	450	68	901	901	3.83	7	27.5
		0.38	450	23	925	925	7.70	28	45.0
		0.38	450	0	918	918	8.10	28	43.0
		0.40	450	0	903	903	6.75	28	39.0
		0.42	450	0	888	888	3.60	28	40.5
		0.45	450	0	873	873	3.60	28	41.0
		0.40	450	23	911	911	6.41	28	44.5
		0.42	450	23	897	897	3.42	28	46.0
		0.45	450	23	882	882	3.42	28	44.0
		0.38	450	45	933	933	8.10	28	42.0
		0.40	450	45	920	920	6.89	28	49.5
		0.42	450	45	906	906	4.05	28	50.5
		0.45	450	45	893	893	4.05	28	46.5
		0.40	450	0	903	903	6.75	90	52.0
		0.42	450	0	888	888	3.60	90	54.0
		0.45	450	0	873	873	3.60	90	49.5
0.38	450	23	925	925	7.70	90	56.5		
0.40	450	23	911	911	6.41	90	55.0		
0.45	450	23	882	882	3.42	90	52.0		
0.38	450	45	933	933	8.10	90	59.0		
0.40	450	45	920	920	6.89	90	56.0		
0.42	450	45	906	906	4.05	90	57.5		
0.45	450	45	893	893	4.05	90	54.5		
0.38	450	68	939	939	7.65	90	64.0		
0.40	450	68	927	927	6.50	90	62.5		
0.45	450	68	901	901	3.83	90	60.0		
Ahari et al. [4]	(2015)	0.44	455	0	883	783	5.75	7	39.0
		0.44	455	18	880	778	6.70	7	40.6
		0.44	455	36	875	774	7.50	7	34.5
		0.44	455	55	870	771	8.00	7	35.5
		0.44	455	18	800	778	6.70	28	53.7
		0.44	455	36	875	774	7.50	28	64.0
		0.44	455	55	870	771	8.00	28	64.0
		0.44	455	0	883	783	5.75	90	51.5
		0.44	455	18	800	778	6.70	90	58.8
		0.44	455	36	875	774	7.50	90	64.6
0.44	455	55	870	771	8.00	90	66.8		
Behfarnia, and Farshadfar, [50]	2013	0.38	444	0	1010	777	5.33	28	53.8
		0.38	444	22	1002	777	5.33	28	63.0
		0.38	444	44	994	777	6.66	28	63.8
		0.38	444	66	986	777	6.66	28	72.1
		0.38	444	0	1010	777	5.33	90	57.0
		0.38	444	22	1002	777	5.33	90	68.0
		0.38	444	44	994	777	6.66	90	67.0
		0.38	444	66	986	777	6.66	90	71.5
		0.38	444	0	1010	777	5.33	180	59.0
		0.38	444	22	1002	777	5.33	180	71.8
0.38	444	44	994	777	6.66	180	75.8		

Author	Year	Ratio W/B	Binder	Silica fume	Fine aggregate	Coarse aggregate	Superplasticizer (SP)	Age (day)	Compressive strength (MPa)
		0.38	444	66	986	777	6.66	180	72.2
		0.38	444	0	1010	777	5.33	28	63.3
		0.38	444	22	1002	777	5.33	270	71.5
		0.38	444	44	994	777	6.66	270	73.8
		0.38	444	66	986	777	6.66	270	81.5
Bingöl, and Tohumcu, I [7]	2013	0.35	500	0	967	694	8.00	3	61.5
		0.35	500	0	967	694	8.00	7	75.0
		0.35	500	75	948	681	10.00	7	79.0
		0.35	500	0	967	694	8.00	28	78.5
		0.35	500	25	958	687	8.00	28	78.5
		0.35	500	50	954	685	9.00	28	82.5
		0.35	500	75	948	681	10.00	28	87.0
Hassana et al. [51]	2012	0.40	450	50	921	891	5.83	28	41.3
		0.40	450	36	923	893	5.40	28	45.9
		0.40	450	23	926	896	5.15	28	41.9
		0.40	450	14	927	898	4.55	28	37.9
Sabet et al. [52]	2013	0.32	500	100	935	656	12.00	3	37.0
		0.32	500	50	959	656	9.50	28	75.0
		0.32	500	100	935	656	12.00	28	79.5
		0.32	500	50	959	656	9.50	90	73.0
		0.32	500	100	935	656	12.00	90	79.5
		0.32	500	50	959	656	9.50	180	79.5
		0.32	500	100	935	656	12.00	180	87.0
R'mili et al. [53]	2009	0.40	550	50	790	732	6.08	3	30.0
		0.38	440	40	906	839	5.07	3	24.0
		0.42	495	45	849	786	5.57	3	26.0
		0.37	550	50	791	733	6.08	3	30.3
		0.51	359	9	1002	927	2.16	7	24.0
		0.49	368	18	988	915	3.52	7	28.0
		0.45	385	35	964	892	4.56	7	31.5
		0.43	440	40	906	839	5.07	7	33.0
		0.41	495	45	849	786	5.57	7	36.0
		0.49	368	18	988	915	3.52	28	42.5
		0.45	385	35	964	892	4.56	28	48.5
		0.43	440	40	906	839	5.07	28	50.0
		0.41	495	45	849	786	5.57	28	55.5
		0.40	550	50	790	732	6.08	28	60.3
		0.42	495	45	849	786	5.57	28	52.5
		0.37	550	50	791	733	6.08	28	61.0
Asteris and Kolovos [54]	2017	0.33	600	30	900	750	12.00	28	80.4
		0.32	600	60	900	750	12.00	28	79.2
		0.35	500	150	900	600	7.35	28	48.9
		0.35	500	200	900	600	6.21	28	42.2
		0.35	500	250	900	600	5.00	28	35.1
		0.44	451	23	823	865	4.90	28	71.2
		0.44	450	45	819	861	5.20	28	76.1
Safiuddin et al. [55]	2018	0.39	481	48	959	784	7.21	3	63.4
		0.45	421	42	992	812	4.21	3	45.5
		0.39	481	48	959	784	7.21	7	74.5
Vivek et al. [56]	2017	0.40	600	0	810	660	13.80	7	35.0
		0.40	600	30	810	660	13.11	7	34.0
		0.40	600	60	810	660	12.42	7	32.0
		0.40	600	90	810	660	11.73	7	31.0
		0.40	600	0	810	660	13.80	28	63.0
		0.40	600	30	810	660	13.11	28	60.1
		0.40	600	60	810	660	12.42	28	58.1
		0.40	600	90	810	660	11.73	28	55.3
		0.40	600	120	810	660	11.04	28	51.4
		0.40	600	150	810	660	10.35	28	45.1
Khodabakhshian et al. [57]	2018	0.45	400	0	793	1000	1.30	7	46.0
		0.45	400	10	791	1000	1.45	7	48.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	7	48.0

Author	Year	Ratio W/B	Binder	Silica fume	Fine aggregate	Coarse aggregate	Superplasticizer (SP)	Age (day)	Compressive strength (MPa)
		0.45	400	10	791	1000	1.45	28	59.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	28	60.0
		0.45	400	40	784	1000	1.60	28	66.0
		0.45	400	0	793	1000	1.30	56	55.0
		0.45	400	10	791	1000	1.45	56	65.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	56	66.0
		0.45	400	40	784	1000	1.60	56	68.0
		0.45	400	0	793	1000	1.30	90	60.0
		0.45	400	10	791	1000	1.45	90	68.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	90	71.0
		0.45	400	40	784	1000	1.60	90	74.0
		0.45	400	0	793	1000	1.30	180	62.0
		0.45	400	10	791	1000	1.45	180	71.0
		0.45	400	20	788	1000	1.45	180	73.0
		0.45	400	40	784	1000	1.60	180	77.0
Turk et al. [58]	2010	0.36	450	23	990	735	8.00	3	36.2
		0.38	450	45	990	735	8.00	3	33.2
		0.40	450	68	990	735	8.00	3	30.9
		0.40	450	90	990	735	8.00	3	31.3
		0.36	450	23	990	735	8.00	7	43.9
		0.38	450	45	990	735	8.00	7	47.0
		0.40	450	68	990	735	8.00	7	40.9
		0.40	450	90	990	735	8.00	7	40.4
		0.36	450	23	990	735	8.00	28	58.0
		0.38	450	45	990	735	8.00	28	62.8
		0.40	450	68	990	735	8.00	28	68.0
		0.40	450	90	990	735	8.00	28	66.4
Karatas et al. [59]	2010	0.36	450	23	932	793	8.00	28	36.5
		0.38	450	45	932	793	8.00	28	44.1
Kennouche et al. [60]	2013	0.42	460	60	827	798	7.20	7	22.0
		0.42	460	60	827	799	6.00	7	25.0
		0.42	460	60	785	798	8.00	7	27.5
		0.42	460	60	827	798	7.20	14	31.0
		0.42	460	60	827	799	6.00	14	41.0
		0.42	460	60	785	798	8.00	14	33.5
		0.42	460	60	827	798	7.20	28	40.0
		0.42	460	60	827	799	6.00	28	43.5
		0.42	460	60	785	798	8.00	28	41.5
Zende, and Khadiranaikar [61]	2019	0.26	575	86	833	700	2.93	7	43.8
		0.24	575	86	833	700	3.42	7	47.2
		0.22	575	86	833	700	3.81	7	51.0
		0.26	575	86	833	700	2.93	28	55.1
		0.24	575	86	833	700	3.42	28	60.0
Gholhaki et al. [62]	2018	0.37	400	40	1069	766	3.45	7	38.0
		0.37	400	80	1062	761	5.37	7	40.0
		0.37	400	0	1085	778	5.75	28	38.0
		0.37	400	40	1069	766	3.45	28	54.0
		0.37	400	80	1062	761	5.37	28	57.5
Faez et al. [63]	2019	0.44	385	35	960	920	2.76	7	21.1
		0.44	385	35	960	920	2.76	28	26.1
		0.44	385	35	960	920	2.76	90	29.3
Choudhary et al. [64]	2020	0.33	550	0	970	722	7.70	7	39.1
		0.33	550	28	970	722	8.25	7	44.1
		0.33	550	28	970	722	8.25	28	58.2
		0.33	550	0	970	722	7.70	90	56.8
		0.33	550	28	970	722	8.25	90	59.9