

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Hassiba Benbouali de Chlef
Faculté de **Génie Civil et d'Architecture**
Département de **Génie Civil**



THÈSE

Présentée pour l'obtention du diplôme de
DOCTORAT EN SCIENCE

Spécialité : **Génie Civil**

Par
Hocine AYAT

Thème :

***PRÉVISION DES PROPRIÉTÉS DU BETON À BASE DE FILLER
CALCAIRE PAR LES RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS***

Soutenue le 30 Septembre 2019, devant le jury composé de :

EZZIANE Karim	Professeur	Université UHBB Chlef	Président
ABED Mohamed	Professeur	Université de Blida	Examineur
MENADI Belkacem	Professeur	Université de Blida	Examineur
MOULI Mohamed	Professeur	ENPO Oran	Examineur
GHRICI Mohamed	Professeur	Université UHBB Chlef	Rapporteur

Dédicaces

*Je dédie le fruit de ce travail à mes parents, à ma petite famille,
à ma grande famille, au Docteur Lakhdar ADEM mon deuxième père,
à mes amis et aux gens qui m'ont encouragé.*

Remerciements

Je voudrais saisir l'occasion qui m'est offerte pour exprimer ma profonde gratitude et tous mes remerciements à mon promoteur Monsieur Mohamed GHRICI professeur à l'Université Hassiba Ben-Bouali de Chlef, pour son dévouement, ses précieux conseils, ses critiques constructives et son intérêt qu'il a porté tout au long de l'élaboration de ce travail.

Il m'est particulièrement agréable de remercier sincèrement Dr Karim EZZIANE, Professeur à l'Université Hassiba Ben-Bouali de Chlef, d'avoir accepté de présider le jury d'examen.

Je tiens à remercier et à exprimer toute ma gratitude à Dr Mohamed MOULI, Professeur à l'ENPO d'Oran et Dr Mohamed ABED et Dr Belkacem MENADI, Professeurs à l'Université de Blida pour avoir accepté d'examiner le présent travail avec toute l'attention voulue.

Je tiens à remercier infiniment Dr Radouane REBOUH, Dr Omar BELALIA DOUMA et Dr Yasmina KELLOUCHE de l'Université de Chlef, qui m'ont aidé à finaliser cette thèse.

Je tiens aussi à exprimer mes sincères remerciements à l'ensemble des enseignants de la faculté de Génie Civil et d'Architecture à l'Université Hassiba Ben Bouali de Chlef et en particulier les enseignants de post graduation qui ont contribué à ma formation de Doctorat.

Enfin, je souhaite adresser mes remerciements à tous ceux, qui par leur aide et leur soutien, m'ont permis de réaliser cette étude.

المخلص

إن استخدام المحتوى الأمثل لمواد الإسمنت التكميلية مثل الحشو الجيري للاستبدال الجزئي للإسمنت البورتلاندي قد نتج عنه العديد من المزايا التقنية و البيئية ، كتحسين بعض الخواص الفيزيائية ، وتعزيز الاستدامة في صناعة الخرسانة وتقليل انبعاثات ثاني أكسيد الكربون في الجو.

يتضمن هذا العمل تطبيق تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بقوة الضغط وعمق الكربنة على الخرسانات المحتوية على مواد الحشو الجيري كبديل جزئي للإسمنت. تم تطوير نموذجين تنبئيين باستخدام النتائج التجريبية لعدة دراسات سابقة. تم تطوير النماذج مع الأخذ في الاعتبار المعلمات الأكثر تأثيراً على قوة الضغط وعمق الكربنة للخرسانة . لهذا الغرض ، تم جمع وتحليل قاعدتي البيانات لتكون بمثابة الخلايا العصبية المدخلات والمخرجات في النموذجين المقترحين.

أظهر أداء التدريب والاختبار والتحقق من صحة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية التي طورت في هذه الدراسة، ارتباطات جيدة للغاية بين القيم التجريبية والقيم المتوقعة (معاملات الارتباط 0.98 لنموذج قوة الضغط و 0.90 لنموذج عمق الكربنة).

تم دراسة تأثير كل معيار من المعايير المؤثرة على قوة الضغط وعمق الكربنة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ووجدنا النتائج تتفق مع الأدبيات. تم إجراء مقارنة بين النموذجين المقترحين و نتائج تجارب باحثين آخرين حيث أثبتنا كلا النموذجين المقترحين قدرتهما على التعميم و التنبؤ.

مفتاح الكلمات: الخرسانة , الحشو الجيري , قوة الضغط , عمق الكربنة , التنبؤ, الشبكات العصبية الاصطناعية.

Abstract

The use of optimum content of supplementary cementing materials (SCMs) such as limestone filler (LF) to blend with Portland cement has been resulted in many environmental and technical advantages, such as increase in physical properties, enhancement of sustainability in concrete industry and reducing CO₂ emission are well known. This work involves applying the Artificial Neural Networks (ANN) technique to predict the compressive strength and the carbonation depth of concretes content the limestone fillers as partial replacement of cement. Two predictive models have been developed using the experimental results of several previous studies. The development of the models was carried out taking into account the most influential parameters on the compressive strength and carbonation depth of concrete with and without additions. For this purpose, two databases were collected and analyzed to serve as input and output neurons in the two proposed architectures. The training, testing and validation performance of the RNA models developed in this study, showed very good correlations between the observed and predicted values (correlation coefficients of 0.98 for the compressive strength model and 0.90 for that of carbonation depth). Parametric study using RNA modeling to study the effect of each parameter on compressive strength and carbonation depth is in agreement with the literature. A comparison with the results of other researchers was also performed for both models and proved their ability to generalize.

Key words: Concrete, limestone filler, compressive strength, carbonation depth, prediction, artificial neural networks.

Résumé

L'utilisation d'une teneur optimale des matériaux cimentaires, tels que le filler de calcaire (FC) en remplacement partiel du ciment Portland, s'est traduite par de nombreux avantages techniques et environnementaux, tels qu'une amélioration des propriétés physiques, une amélioration de la durabilité du béton et une réduction des émissions de CO₂ sont bien connues.

Ce travail consiste à appliquer la technique des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) pour prédire la résistance à la compression et la profondeur de carbonatation des bétons aux fillers calcaires. Deux modèles de prédiction ont été développés en utilisant les résultats expérimentaux de plusieurs recherches antérieures. L'élaboration des modèles ont été effectuées en prenant en considération les paramètres les plus influents sur la résistance à la compression et la carbonatation des bétons armés avec et sans ajouts. A cet effet, deux bases de données ont été collectées et analysées pour servir comme neurones d'entrées et de sorties dans les deux architectures proposées. La performance d'apprentissage, de test et de validation des modèles RNAs élaborés dans cette étude, a montré de très bonnes corrélations entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites (des coefficients de corrélation de 0.98 pour le modèle de la résistance à la compression et 0.90 pour celui de la carbonatation). L'étude paramétrique faite en utilisant la modélisation des RNAs pour étudier l'effet de chaque paramètre sur la résistance à la compression et la profondeur de carbonatation est en concordance avec la littérature. Une comparaison avec les résultats d'autres chercheurs a été également effectuée pour les deux modèles et a prouvé leur capacité de généralisation.

Mots Clés : Béton, Filler Calcaire, résistance en compression, carbonatation, prédiction, Réseaux de neurones artificiels,

TABLE DES MATIERES

Liste des Figures	VI
Liste des Tableaux	VII
Liste des Notations et Abréviations	VII

Introduction Générale

Généralités	2
But de travail	4
Plan des chapitres.....	4

Chapitre 1

Effets de Filler Calcaire sur les Propriétés des Bétons

1.1 Introduction	6
1.2 Effet du filler calcaire sur les propriétés du béton à l'état frais	6
1.2.1 Ouvrabilité.....	6
1.2.2 Temps de prise	7
1.3.2 Chaleur d'hydratation	8
1.3 Effet du filler calcaire sur les propriétés du béton à l'état durci.....	10
1.3.1 Résistance mécanique	10
1.3.1.1 Résistance à la compression.....	10
1.3.1.2 Résistance à la traction.....	12
1.3.2 Module d'élasticité.....	13
1.3.3 Retrait et le fluage	14
1.4 Effet du filler calcaire sur la durabilité du béton.....	16
1.4.1 La porosité et la perméabilité	16
1.4.2 Résistance à la carbonatation	18
1.4.3 Résistance aux chlorures	20
1.4.4 Résistance au sulfate	21
1.4.5 Résistance à la corrosion.....	24

1.4.6 Résistance à la réaction alcali-silice (RAS)	25
1.4.7 Résistance à l'abrasion.....	27
1.5 Conclusion	27

Chapitre 2

Modélisation des Propriétés des Bétons par les Réseaux de Neurones

2.1 Introduction	30
2.2 Technique des réseaux de neurones	30
2.2.1 Modélisation d'un neurone formel.....	30
2.2.2 Neurone formel	31
2.2.3 Fonctions de transfert	32
2.2.4 Architecture des réseaux de neurones	33
2.2.4.1 Réseaux de neurones non bouclés.....	33
2.2.4.2 Réseaux de neurones bouclés.....	34
2.2.5 Apprentissage des réseaux de neurones	35
2.2.6 Types d'apprentissages	35
2.2.6.1. Apprentissage supervisé	35
2.2.6.2. Apprentissage non supervisé	36
2.2.7 Les méthodes d'apprentissage	36
2.2.7.1 Rétro propagation du gradient de l'erreur.....	36
2.2.8 Le perceptron.....	37
2.2.8.1 Le perceptron simple.....	37
2.2.8.2 Le perceptron multicouches	37
2.3 Application des réseaux de neurones au béton	38
2.3.1 Prévision de l'ouvrabilité du béton	38
2.3.2 Prédiction des propriétés mécaniques du béton	39
2.3.3 Modélisation de la durabilité du béton	45
2.4 Conclusion.....	46

Chapitre 3

Conception et Analyse des Bases de Données

3.1 Introduction	48
3.2 Base de données du premier modèle (RNA1).....	48
3.2.1 Sélection des données de (RNA1).....	48
3.2.2 Comportement des variables vis-à-vis la résistance à la compression.....	49
3.2.3 Distribution des données du premier modèle.....	50
3.3 Base de données du deuxième modèle (RNA2).....	53
3.3.1 Sélection des données de (RNA2).....	53
3.3.2 Comportement des variables vis-à-vis la carbonatation.....	54
3.3.3 Distribution des données du deuxième modèle.....	55
3.4 Organisation des bases de données (bdrna1, bdrna2).....	58
3.5 Conclusion.....	59

Chapitre 4

Modèle de Préviation de da Résistance à la Compression

4.1 Introduction	61
4.2 Sélection des variables d'entrée.....	61
4.3 La gamme des données.....	62
4.4 Distribution de la base de données.....	62
4.5 Prétraitement des données	63
4.6 Architecture du réseau	63
4.7 Analyse des résultats et discussion	66
4.7.1 Modèle et paramètres de réseau de neurone.....	66
4.7.2 Evaluation des résultats	66
4.7.2.1 Analyse des lignes de tendance	67
4.7.3 Evaluation des indices de réseau	68
4.7.3.1 Erreur moyenne quadratique (MSE)	68
4.7.3.2 Coefficient de corrélation (R).....	68
4.7.3.3 Erreur moyenne absolue (MAE)	68
4.8 Analyse paramétrique.....	69

4.8.1 Effet de l'âge de béton	70
4.8.2 Effet du rapport E/L sur la résistance	75
4.8.3 Effet du contenu en filler calcaire	79
4.8.4 Effet du superplastifiant	81
4.9 Comparaison avec d'autres chercheurs.....	85
4.10 Conclusions	87

Chapitre 5

Modèle de Prédiction de la Profondeur de Carbonatation

5.1 Introduction	89
5.2 Choix de l'architecture du modèle RNA2	89
5.3 La base de données.....	90
5.4 Analyse des lignes de tendance	92
5.5 Etude paramétrique.....	92
5.5.1 Effet de l'âge sur la carbonatation	93
5.5.2 Effet du dosage en liant sur la carbonatation	98
5.5.3 Effet du rapport E/ L sur la carbonatation	103
5.5.4 Effet de filler calcaire sur la carbonatation	107
5.5.5 Effet du dioxyde de carbone sur la carbonatation	110
5.5.6 Effet de l'humidité relative sur la carbonatation	113
5.5.7 Effet du temps de cure initiale sur la carbonatation	116
5.6 Comparaison avec d'autres chercheurs	118
5.7 Conclusions	120

Conclusion Générale et Perspectives

Conclusion Générale	122
Recommandations	124
Références Bibliographiques.....	126

Liste des Figures

Fig. 1.1	Effet de filler calcaire sur l'ouvrabilité des bétons.....	7
Fig. 1.2	Effet de filler calcaire sur le temps de prise du mortier.....	8
Fig. 1.3	Effet de filler calcaire sur la chaleur d'hydratation.....	9
Fig. 1.4	Effet de filler calcaire sur la chaleur d'hydratation d'une pâte de ciment	9
Fig. 1.5	Effet de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton	10
Fig. 1.6	Effet de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton	11
Fig. 1.7	Effet de filler calcaire sur la résistance à la compression du mortier	11
Fig. 1.8	Effet de filler calcaire sur la résistance à la flexion du béton	12
Fig. 1.9	Effet de filler calcaire sur la résistance à la traction par fendage du béton	13
Fig. 1.10	Effet du pourcentage des fillers calcaires sur la relation entre la résistance à la compression à 28 jours et le module d'élasticité du béton.....	14
Fig. 1.11	Influence du pourcentage des fillers calcaires sur le module d'élasticité du béton.....	14
Fig. 1.12	Effet de filler calcaire sur le retrait de séchage.....	15
Fig. 1.13	Effet de filler calcaire sur le retrait et le fluage	16
Fig. 1.14	Influence du pourcentage des fillers calcaires sur la porosité du béton.....	17
Fig. 1.15	Effet du pourcentage des fillers calcaires sur la porosité connectée du béton.....	18
Fig. 1.16	Effet des fillers calcaires sur la carbonatation de béton.....	19
Fig. 1.17	Effet de filler calcaire, rapport E/C, la cure humide sur la carbonatation de béton à 180 jours	19
Fig. 1.18	Effet de filler calcaire sur la diffusion des chlorures dans le béton.....	21
Fig. 1.19	Effet des fillers calcaires sur la diffusion de chlorure dans le béton (a) à 28 jours et (b) à 90 jours	21
Fig. 1.20	Effet de filler calcaire sur l'expansion de mortier; (a) 5% Na ₂ SO ₄ et (b) 4.2% MgSO ₄	22
Fig. 1.21	Effet de filler calcaire sur la perte de masse du béton immergé dans une solution: (a) de Chlorure de Sulfate CS ; (b) de Sulfate S	23
Fig. 1.22	Effet de filler calcaire sur la perte de la résistance à compression du béton.....	23
Fig. 1.23	Effet de filler calcaire sur le potentiel de corrosion de béton stockée	

	dans 3% de NaCl.....	24
Fig. 1.24	Effet de filler calcaire sur le taux de corrosion de béton stockée dans 3% de NaCl	25
Fig. 1.25	Effet de filler calcaire sur l'expansion due à la réaction alcali-silice du mortier	26
Fig. 1.26	Effet de filler calcaire sur l'expansion due à la réaction alcali-silice du mortier	26
Fig. 1.27	Effet de filler calcaire sur la résistance à l'abrasion de béton	27
Fig. 2.1	Signal interaction de n neurone et analogie le signal de neurone biologique et de neurone artificiel.....	31
Fig. 2.2	Schémas simple d'un neurone formel- modèle « Feed forward ».....	31
Fig. 2.3	Réseaux de neurones non bouclés	34
Fig. 2.4	Réseaux de neurones bouclés	34
Fig. 2.5	Illustration d'apprentissage supervisé	35
Fig. 2.6	Illustration d'apprentissage non supervisé	36
Fig. 2.7	Schéma d'un perceptron avec une seule couche	37
Fig. 2.8	Schéma d'un perceptron multicouche	38
Fig. 2.9	Architecture proposé par Öztaş et al., (2006)	38
Fig. 2.10	Architecture proposé par Noorzai et al., (2007)	39
Fig. 2.11	Architecture proposé par Rasa et al., (2009)	40
Fig. 2.12	Les résultats de prédiction (a) RNA ; (b) LF	40
Fig. 2.13	Les résultats obtenus par les deux architectures proposées	41
Fig. 2.14	Les résultats obtenus par Topçu et al., (2007)	42
Fig. 2.15	Architecture proposé par Prasad et al., (2009)	42
Fig. 2.16	Architecture proposé par Altun et al., (2008)	43
Fig. 2.17	Résultats actuel et prédiction de la résistance à la compression du béton (Alshihri et al., 2009)	43
Fig. 2.18	Résultats de prédiction de la résistance à la compression.....	44
Fig. 2.19	Prédiction de la résistance à la compression du béton en fonction de l'âge (Yeh, 1998)	45
Fig. 2.20	Relations entre les valeurs observées et les valeurs prédites	45
Fig. 2.21	Perte de la résistance et l'expansion en fonction du temps du béton (Diab et al., 2014).....	46

Fig. 3.1	Comportement des variables vis-à-vis la résistance à la compression du béton: (a) Liant, (b) Filler calcaire, (c) Sable, (d) Gravier, (e) E/L, (f) Sp et (j) Âge	50
Fig. 3.2	Distribution des données selon les régions et les hauteurs	51
Fig. 3.3	Distribution quantitative des paramètres: (a) Liant, (b) Filler calcaire, (c) Sable, (d) Gravier, (e) E/L, (f) Sp, (j) Age et (h) Rc (Mpa).....	53
Fig. 3.4	Comportement des variables vis-à-vis la profondeur de carbonatation de béton: (a) Liant, (b) Filler calcaire, (c) Liant /Agrégats, (d) E/L, (e) Cure, (f) Racine de temps, (j) CO ₂ et (h) RH.....	55
Fig. 3.5	Distribution des données selon les régions et les hauteurs	56
Fig. 3.6	Distribution quantitative des paramètres: (a) Liant, (b) Filler calcaire, (c) Liant/ Agrégats, (d) Eau/ Liant, (e) Cure, (f) $\sqrt{\text{Âge}}$, (j) CO ₂ , (h) RH et (i) Pc	58
Fig. 4.1	Topologie typique de RNAs de type multicouches« Feed-Forward ».....	65
Fig. 4.2	Résistance à la compression expérimentale Vs la résistance à la compression prévue – (a) Phase de l'apprentissage; (b) Phase de test ; (c) Phase de validation –	67
Fig. 4.3	Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 0% –.....	71
Fig. 4.4	Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 5% –.....	71
Fig. 4.5	Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 10% –.....	72
Fig. 4.6	Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 15% –.....	72
Fig. 4.7	Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 20% –.....	73
Fig. 4.8	Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 25% –.....	73
Fig. 4.9	Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 30% –.....	74
Fig. 4.10	Relation entre la résistance à la compression et l'âge de béton (Neville, 2011)	75
Fig. 4.11	Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 2 Jours –	76
Fig. 4.12	Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 7 Jours –	76
Fig. 4.13	Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 28 Jours –	77
Fig. 4.14	Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton	

	à différents âges – 90 Jours –	77
Fig. 4.15	Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 180 Jours –	78
Fig. 4.16	Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 365 Jours –	78
Fig. 4.17	Effet de remplacement de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton à différent dosage en ciment – Dosage de 300 Kg/m ³ –.....	79
Fig. 4.18	Effet de remplacement de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton à différent dosage en ciment – Dosage de 350 Kg/m ³ –.....	80
Fig. 4.19	Effet de remplacement de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton à différent dosage en ciment – Dosage de 400 Kg/m ³ –.....	80
Fig. 4.20	Effet de la contenue du Super-Plastifiant sur la résistance à la compression du béton à différents âges – Dosage de 370 Kg/m ³ ; FC=0% –	82
Fig. 4.21	Effet de la contenue du Super-Plastifiant sur la résistance à la compression du béton à différent âges – Dosage de 400 Kg/m ³ ; FC=0% –.....	82
Fig. 4.22	Effet de la contenue du Super-Plastifiant sur la résistance à la compression du béton à différent âges – Dosage de 400 Kg/m ³ ; FC=10% –.....	83
Fig. 4.23	Effet de la contenue du Super-Plastifiant sur la résistance à la compression du béton à différent âges – Dosage de 400 Kg/m ³ ; FC=20% –.....	83
Fig. 4.24	Effet de la contenue du Super-Plastifiant sur la résistance à la compression du béton à différent âges – Dosage de 400 Kg/m ³ ; FC=30% –.....	84
Fig. 4.25	Effet de la contenue du Super-Plastifiant sur la résistance à la compression du béton à différents âges– Dosage de 370 Kg/m ³ – (Neville, 2011)	85
Fig. 4.26	Comparaison entre la résistance à la compression expérimentale et la résistance à la compression simulé par RNA1	86
Fig. 5.1	Topologie typique de RNA2 de type multicouches « Feed-Forward »	90
Fig. 5.2	Profondeur de carbonatation expérimentale en fonction de la profondeur de carbonatation prévue – (a) Phase de l'apprentissage; (b) Phase de test; (c) Phase de validation –	92
Fig. 5.3	Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapport E/L – FC=0% –	94
Fig. 5.4	Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapport E/L – FC=5% –	94

Fig. 5.5	Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapport E/L – FC=10% –	95
Fig. 5.6	Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapport E/L – FC=15% –	95
Fig. 5.7	Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapport E/L – FC=20% –	96
Fig. 5.8	Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapport E/L – FC=25% –	96
Fig. 5.9	Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapport E/L – FC=30% –	97
Fig. 5.10	Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapport E/L – FC=35% –	97
Fig. 5.11	Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=0% –	99
Fig. 5.12	Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=5% –	99
Fig. 5.13	Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=10% –	100
Fig. 5.14	Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=15% –	100
Fig. 5.15	Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=20% –	101
Fig. 5.16	Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=25% –	101
Fig. 5.17	Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=30% –	102
Fig. 5.18	Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=35% –	102
Fig. 5.19	Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=0% –	103
Fig. 5.20	Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=5% –	104
Fig. 5.21	Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=10% –	104

Fig. 5.22	Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=15% –	105
Fig. 5.23	Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=20% –	105
Fig. 5.24	Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=25% –	106
Fig. 5.25	Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=30% –	106
Fig. 5.26	Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=35% –	107
Fig. 5.27	Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – C=300 kg/m ³ –.....	108
Fig. 5.28	Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – C=350 kg/m ³ –.....	108
Fig. 5.29	Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – C=400 kg/m ³ –.....	109
Fig. 5.30	Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – C=450 kg/m ³ –.....	109
Fig. 5.31	Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – C=500 kg/m ³ –.....	110
Fig. 5.32	Effet du CO ₂ (%) sur la carbonatation du béton à différent âges –FC=0%–	111
Fig. 5.33	Effet du CO ₂ (%) sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=10%–	111
Fig. 5.34	Effet du CO ₂ (%) sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=20%–	112
Fig. 5.35	Effet du CO ₂ (%) sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=30%–	112
Fig. 5.36	Effet de l'humidité relative sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=0%–	114
Fig. 5.37	Effet de l'humidité relative sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=10%–	114
Fig. 5.38	Effet de l'humidité relative sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=20%–	115

Fig. 5.39	Effet de l'humidité relative sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=30%–	115
Fig. 5.40	Effet de la durée de cure sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=0%–	116
Fig. 5.41	Effet de la durée de cure sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=10%–	117
Fig. 5.42	Effet de la durée de cure sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=20%–	117
Fig. 5.43	Effet de la durée de cure sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=30%–	118
Fig. 5.44	Comparaison de la profondeur de carbonatation de béton expérimentale avec la profondeur de carbonatation du béton prévue.....	119

Liste des Tableaux

Tableau 1.1	Effet de filler calcaire sur l'ouvrabilité	7
Tableau 2.1	Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel	30
Tableau 2.2	Types de fonctions d'activation	33
Tableau 3.1	Gammes des constituants et des propriétés du premier modèle (RNA1) ...	49
Tableau 3.2	Organisation de la base de données du premier modèle (RNA1)	51
Tableau 3.3	Compositions chimiques (%) de ciment (CPO) et de filler Calcaire (FC)..	52
Tableau 3.4	Compositions physiques et minéralogiques de ciment et de filler Calcaire	52
Tableau 3.5	Gammes des constituants et des propriétés du deuxième modèle (RNA2).	54
Tableau 3.6	Organisation de la base de données du deuxième modèle (RNA2)	56
Tableau 3.7	Composition physiques et minéralogique de ciment (CPO) et (FC).....	57
Tableau 3.8	Composition chimiques (%) de ciment (CPO) et de filler Calcaire.....	57
Tableau 3.9	Les bases de données détaillées.....	59
Tableau 4.1	Choix des variables du Levenberg -Marquardt (LM) du premier modèle ..	61
Tableau 4.2	Les gammes d'entrées et de sorties utilisées.....	62
Tableau 4.3	Distribution de la base de données de la résistance à la compression de béton	62
Tableau 4.4	Les architectures les plus fiables	64
Tableau 4.5	Prédiction des indices de précision statistiques.....	69
Tableau 4.6	Analyse de données pour l'étude paramétrique	70
Tableau 4.7	Analyse de données pour l'étude paramétrique concernant le Superplastifiant.....	70
Tableau 4.8	Validation du modèle de RNA1 avec les autres chercheurs	86
Tableau 5.1	Les architectures les plus fiables	89
Tableau 5.2	Les gammes d'entrées et de sorties utilisées.....	91
Tableau 5.3	Distribution de la base de données de la carbonatation de béton.....	91
Tableau 5.4	Prédiction des indices de précision statistiques.....	91
Tableau 5.5	Validation du modèle de RNA2 avec les autres chercheurs	119

LISTE DES NOTATIONS ET ABRÉVIATIONSES

- CaCO₃** : Carbonate de calcium
- CEM I** : Ciment Portland (désignation européenne)
- EN**: Norme européenne
- NF P**: Norme française
- CPO**: Ciment Portland
- C/P** : Ciment/Poudre (Ciment +Calcaire)
- E/C** : Rapport Eau /Ciment
- H₂CO₃**: Acide carbonique
- T** : Température
- RH** : Humidité relative
- RNA** : Réseaux de neurones artificiels
- BO** : Béton Ordinaire
- LR**: Coefficient de taux d'apprentissage
- MSE**: Erreur moyenne quadratique
- R²**: Coefficient de corrélation
- MAE**: Erreur moyenne absolue
- L** : Liant (ciment+ filler calcaire)
- G** : Gravier
- S** : Sable
- E/L** : Rapport eau sur liant
- Sp** : Super-plastifiant
- A** : Âge de spécimen
- Rc** : Résistance à la compression de béton
- CO₂** : Gaz de dioxyde de carbone
- Pc** : Profondeur de la carbonatation
- FC** : Pourcentage de filler calcaire
- L/A** : Rapport liant sur agrégats
- \sqrt{t} : Racine du temps de condition de cure
- RNA1** : Premier modèle de réseau de neurone
- RNA2** : Deuxième modèle de réseau de neurone

Introduction Générale

Généralités

Depuis une dizaine d'années, on assiste au développement d'un nouveau sujet de recherche, appelé les réseaux de neurones artificiels (RNAs), ou réseaux neuro-mimétiques (qui imitent les neurones). Les réseaux de neurones ont été développés comme tentative de modéliser le fonctionnement des neurones dans le cerveau humain. Depuis leurs premières études, ils ont été un sujet de recherche suscitant de plus en plus d'intérêt. L'originalité de l'approche qui a été faite avec le fonctionnement du système nerveux humain, a laissé et laisse encore entrevoir des applications de plus en plus prometteuses. Ils connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur.

C'est un outil informatique relativement nouveau, qui a été appliqué intensivement dans la résolution d'une large gamme de problèmes dans plusieurs champs de science et technologie.

La technologie de béton subit le changement révolutionnaire dû aux développements de l'ordinateur et les technologies de l'information qui permettent aux chercheurs de développer, intégrer, et stocker la connaissance sur tous les aspects de béton comprenant la formulation, le traitement, l'examinassions, l'inspection, la prévision de l'exécution, la réparation, et la réutilisation.

Les chercheurs de génie civil, dans leur tentative d'améliorer l'analyse, la conception et le contrôle du comportement des bétons, ont montré beaucoup d'intérêt dans la modélisation du comportement des processus physiques des bétons. Récemment, ils ont découvert le potentiel des réseaux de neurones artificiels (RNA) dans la modélisation de divers systèmes de génie civil.

L'objectif de cette thèse est de prédire la résistance mécanique et la profondeur de carbonatation des bétons aux fillers calcaires par la méthode des réseaux de neurones artificiels.

Le béton est un matériau hétérogène composite souvent constitué de granulats gros et fins (fines, sable, gravillons, éventuellement cailloux) collés entre eux, le plus souvent par un liant hydraulique comme le ciment ou moins souvent hydrocarboné, d'eau et parfois des ajouts comme le filler calcaire. Ainsi, Le mélange entre le ciment ou (ciment +ajout) et l'eau forme une pâte qui durcit. La pâte de ciment hydraté et le sable constituent le mortier. Celui-ci a pour rôle de se lier avec les gros granulats pour former un conglomérat solide. Les adjuvants et les additions servent à améliorer certaines caractéristiques du béton frais ou durci.

Les fillers calcaires sont des roches naturelles provenant de lave volcanique. Ce sont des matériaux finement broyés ($\leq 80 \mu\text{m}$), utilisés en substituant une fraction du ciment pour améliorer les propriétés physiques, mécaniques du béton. Ceci constitue un avantage économique considérable.

L'amélioration des performances de matériaux à base de ciment, du point de vue économique et écologique, exige d'utiliser des additions minérales telles que les fillers calcaires. L'utilisation des fillers calcaires dans l'élaboration de nouveaux procédés de fabrication de ciment a permis de réduire les émissions de gaz à effet de serre dans l'atmosphère. A cet effet, on s'intéresse à l'utilisation d'ajouts minéraux comme le filler calcaire pour fabriquer différents types de ciment selon la norme européenne EN 197-1. Cette dernière identifie quatre types de ciment Portland à base de calcaire dont : le CEM II /A-L et le CEM II /A-LL contenant de 6-20% de calcaire et le CEM II /B-L et le CEM II /B-LL contenant de 21-35% de calcaire.

Les exigences principales d'un bon béton dans son état durci sont une résistance à la compression satisfaisante et une durabilité adéquate.

Dans les cas courants, un béton est caractérisé par la valeur de sa résistance à la compression à l'âge de 28 jours dite valeur caractéristique.

La résistance à la compression du béton est considérée la propriété mécanique la plus importante, qui est généralement obtenue en mesurant le spécimen du béton après un traitement standard de 28 jours. Elle est influencée par plusieurs facteurs comme les ingrédients (constituants) du béton, le rapport Eau/Liant (E/L), l'environnement (température, humidité, ...), l'âge du béton, etc...

Pour la détérioration du béton dans un environnement hostile (agressive), la diminution de la perméabilité aux agents agressives comme le CO_2 , les ions chlore..., réduit le taux de détérioration, elle peut augmenter la durée de vie du béton.

Il est à noter que les relations entre les constituants et les propriétés du béton sont fortement non linéaire. Cependant, les réseaux de neurones sont basés sur les méthodes non-linéaires pour la modélisation des systèmes. A cet effet, nous avons opté pour le choix de la modélisation de la prévision de deux propriétés du béton (résistance à la compression et profondeur de carbonatation) par les réseaux de neurones artificiels.

But de travail

Ce travail a été réalisé pour effectuer la synthèse globale de plusieurs travaux qui ont été déjà faits au niveau mondial, pour créer des modèles par les réseaux de neurones.

Deux modèles de prévision de la résistance à la compression et de la profondeur de carbonatation ont été développées par cette approche en utilisant un béton contenant un filler calcaire comme un remplaçant partiel de ciment Portland.

A cet égard, une modélisation par les réseaux de neurones développée par le logiciel MATLAB version R2015a a été effectuée. Des études paramétriques ont été faites pour évaluer l'effet de chaque paramètre sur les propriétés du béton étudié.

Plan de la thèse

Cette thèse sera subdivisée en cinq chapitres principaux:

Au fil du **chapitre 1**, nous allons présenter l'effet de filler calcaire sur les propriétés du béton à base de cet ajout inerte.

Le **chapitre 2** de cette thèse a pour but de présenter une synthèse sur les réseaux de neurones. La deuxième partie de ce chapitre est consacré à l'état de l'art sur l'utilisation de la méthode de réseau de neurone pour estimer les propriétés du béton. Ce chapitre expose plusieurs études récentes sur les différentes compositions du béton. Grâce à ses recherches et selon les résultats finalement acquis, nous nous donnons une idée globale et utile pour établir ce projet de recherche.

L'élaboration de la base de données du béton ordinaire à base de calcaire fait l'objet du **chapitre 3**.

Le **chapitre 4** est dédié à la prédiction de la résistance à la compression du béton par la méthode des réseaux de neurones artificiels.

Le **chapitre 5** est consacré à la prévision de la profondeur de carbonatation du béton par la méthode des réseaux de neurones artificiels.

Nous terminerons cette thèse par une conclusion générale ainsi que des perspectives et des recommandations pour des futurs travaux de recherches.

Chapitre 1

Effets de Filler Calcaire sur les Propriétés des Bétons

Introduction

Depuis une trentaine d'années, les chercheurs ont consacré des efforts considérables pour pouvoir remplacer partiellement le ciment Portland par des matériaux supplémentaires. Ces matériaux appelées ajouts cimentaires qui sont utilisés généralement pour améliorer les caractéristiques de la microstructure et principalement les propriétés de la durabilité des pâtes, des mortiers et des bétons pour résister aux agents agressifs de l'environnement. Donc, il existe deux types d'ajouts qui sont les ajouts actifs tels que le laitier, cendres volantes, fumé de silice ... et les ajouts inactifs comme les fillers, principalement le calcaire.

Le filler calcaire (FC) est un ajout inerte au ciment en tant que constituant pour diminuer une quantité de clinker requise dans la production de ciment. Cette diminution de clinker réduit la consommation d'énergie dans la fabrication de ciment et d'autre part, elle contribue au développement durable par la réduction de l'émission de gaz CO₂, provenant de la décarbonatation du calcaire pendant la fabrication du clinker. Sur cette base, la plupart des spécifications de ciment Portland permettent d'utiliser entre 6% à 35% de filler calcaire pour la production du ciment.

1.2 Effet du filler calcaire sur les propriétés du béton à l'état frais

1.2.1 Ouvrabilité

L'ouvrabilité est une propriété physique fondamentale des matériaux à base de ciment définie par la détermination des efforts nécessaires pour la facilité et l'homogénéité d'une quantité de béton ou mortier à l'état frais avec laquelle il peut être mélangé, placé, consolidé. Elle dépend de leur comportement rhéologique qui varie avec la composition du matériau et les paramètres de mélange (Neville, 2011).

Cependant, certaines chercheurs (Tsivilis *et al.*, 2003; Lollini *et al.*, 2014; Shaker *et al.*, 2018) ont constaté une diminution de l'ouvrabilité due à l'augmentation de filler calcaire dans un béton. Les résultats de l'ouvrabilité sont représentées par le tableau 1.1 et la **Fig. 1.1**.

L'ouvrabilité diminue avec l'ajout du filler calcaire qui augmente la demande en eau des bétons, parce que le filler calcaire est très fin par rapport aux particules de clinker. Cet effet de filler appelé l'effet liant des fillers.

Tableau 1.1 — Effet de filler calcaire sur l'ouvrabilité (Lollini *et al.*, 2014; Tsvivilis *et al.*, 2003).

Tsvivilis <i>et al.</i> , 2003				Lollini <i>et al.</i> , 2014			
Calcaire (%)	Cément (Kg/ m ³)	E/L	Affaissement (mm)	Calcaire (%)	Cément (Kg/ m ³)	E/L	Affaissement (mm)
0	270	0.70	130	0	300	0.61	200
10	270	0.70	120	0	300	0.46	185
15	270	0.70	120	15	300	0.61	180
20	270	0.70	110	15	300	0.46	170
25	330	0.62	110	30	300	0.61	210
35	330	0.62	110	30	300	0.46	170

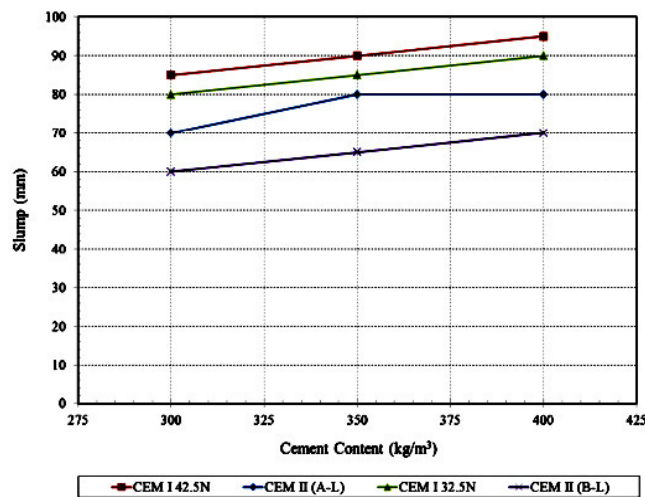


Fig. 1.1 — Effet de filler calcaire sur l'ouvrabilité des bétons (Shaker *et al.*, 2018).

1.2.2 Temps de Prise

Le temps de durcissement d'un matériau à base de ciment est déterminé par le temps de prise. Alors que, le temps de prise présente la phase de transition caractérisant le béton de l'état frais à l'état durci. Selon les normes en vigueur (ASTM C191 ou NF EN 196-3) qui déterminent le temps de prise initiale et finale de ciment, Ramachandran *et al.*, 2001 ont utilisé l'essai de pénétration à l'aiguille de Vicat ou l'aiguille de Gillmore conformément à la norme (ASTM C266) à une température ambiante 20 ± 1 °C.

En effet, de nombreuses études dans la littérature ont montré que la substitution du ciment par de filler calcaire peut avoir un effet significatif sur le temps de prise. Ces études ont montré que la substitution du ciment par le filler calcaire (5, 15, 25%) augmente le temps de prise initiale et finale d'une pâte de ciment (Ezziane *et al.*, 2010). Ils ont constaté que le filler calcaire fournit un effet de dispersion des particules de ciment et qui pourrait contribuer au retard du temps de prise.

Le temps de prise d'un mortier en fonction du dosage de remplacement du ciment par le filler calcaire est représenté par la Fig. 1.2.

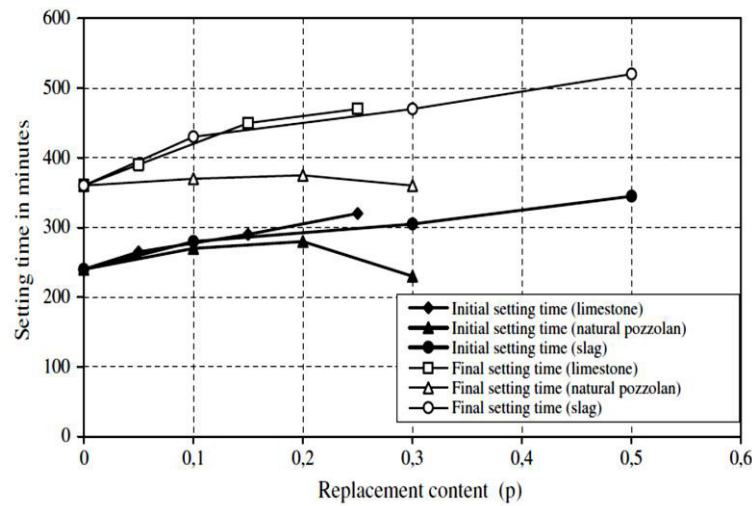
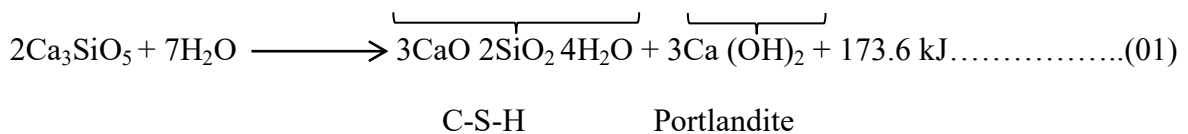


Fig. 1.2 — Effet de filler calcaire sur le temps de prise du mortier (Ezziane *et al.*, 2010).

Par contre, le temps de prise du béton est diminué avec l'augmentation de la substitution du ciment par le filler calcaire (15, 25 et 35%), cette diminution est due à l'accélération des réactions d'hydratation du silicate tricalcique Ca_3SiO_5 (C_3S) et d'aluminate tricalcique $Ca_3Al_2O_6$ (C_3A) au jeune âge. Ces deux composants importants de clinker sont responsables du temps de prise de ciment et sa résistance. Ces réactions sont formées de produits tels que les silicates de calcium hydratés (C-S-H) selon équation (01) et les carbo-aluminates de calcium ($Ca_3Al_2O_6 \cdot 1/2 CaCO \cdot 12H_2O$) (Moon *et al.*, 2017).



1.2.3 Chaleur d'hydratation

La chaleur d'hydratation est la quantité de chaleur, en joule par gramme (J/g) dégagée par l'hydratation de ciment dans une période de temps et à une température donnée (Neville, 2011).

Kadri *et al.* (2010) ont constaté que le filler calcaire a accéléré le processus d'hydratation des mortiers de manière très significative. Par ailleurs, ils ont constaté que le filler calcaire a influé sur la chaleur d'hydratation par une augmentation plus importante par rapport au ciment Portland. Ils ont remarqué d'après la figure 1.3, que cette accélération attribue au site de nucléation de filler calcaire, conduisant à la formation plus rapide de produits d'hydratation du ciment Portland.

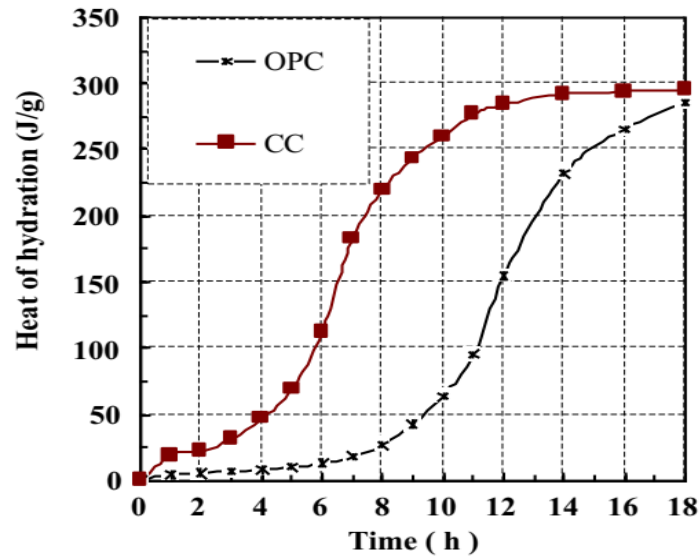


Fig. 1.3 — Effet de filler calcaire sur la chaleur d'hydratation (Kadri *et al.*, 2010).

Cependant, Thongsanitgarn *et al.*, (2014) ont étudié le développement de la chaleur d'hydratation en fonction du remplacement du ciment par 5, 10, 15 et 30% de filler calcaire (Fig. 1.4). Ils ont constaté que la chaleur d'hydratation diminue avec l'augmentation de la teneur en filler calcaire. Ils ont attribué cette diminution à la réduction du taux d'hydratation du ciment et l'effet de dilution du FC.

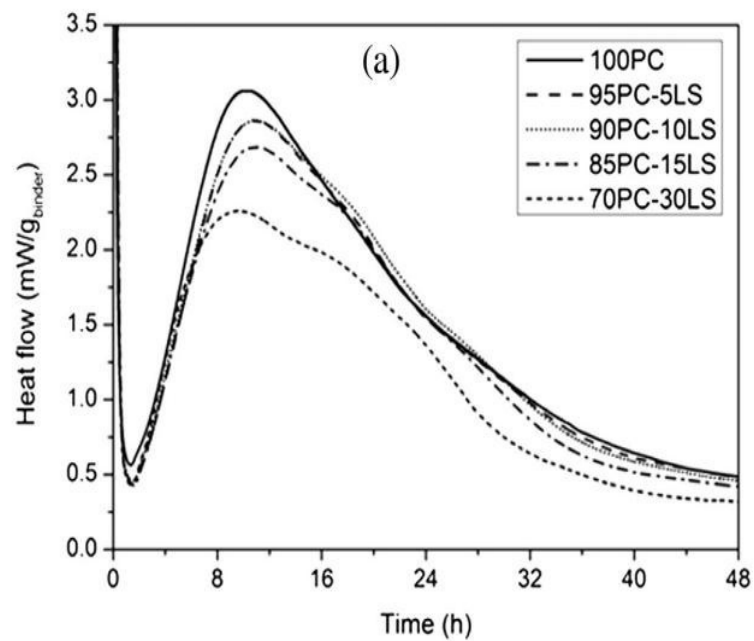


Fig. 1.4 — Effet de filler calcaire sur la chaleur d'hydratation d'une pâte de ciment (Thongsanitgarn *et al.*, 2014).

1.3 Effet du filler calcaire sur les propriétés du béton à l'état durci

1.3.1 Résistances mécaniques

Les résistances mécaniques du béton sont généralement considérées comme les propriétés les plus importantes dans un béton durci. Donc, la résistance mécanique peut fournir une idée générale sur la qualité du béton, car elle est liée directement à la structure de la pâte de ciment hydratée. En outre, elle est presque toujours un élément essentiel et spécifique à la désignation des bétons structuraux (Neville, 2011).

1.3.1.1 Résistance à la Compression

La résistance à la compression du béton est considérée comme la propriété la plus importante dans l'étude de comportement et la désignation du béton (Neville, 2011).

A la lumière des recherches de Meddah *et al.*, (2014) qui ont montré que la résistance à la compression du béton est diminuée de manière significative lorsque le remplacement du filler calcaire a augmenté jusqu'à 45% comme indiqué sur la **Fig. 1.5**. Ils ont attribué cette réduction à l'effet de dilution du filler calcaire sur l'hydratation du ciment. De plus, la composition chimique de filler calcaire est plus pauvre en silicates SiO_2 et en aluminates Al_2O_3 , qui sont les deux principaux matériaux nécessaires pour former les C-S-H.

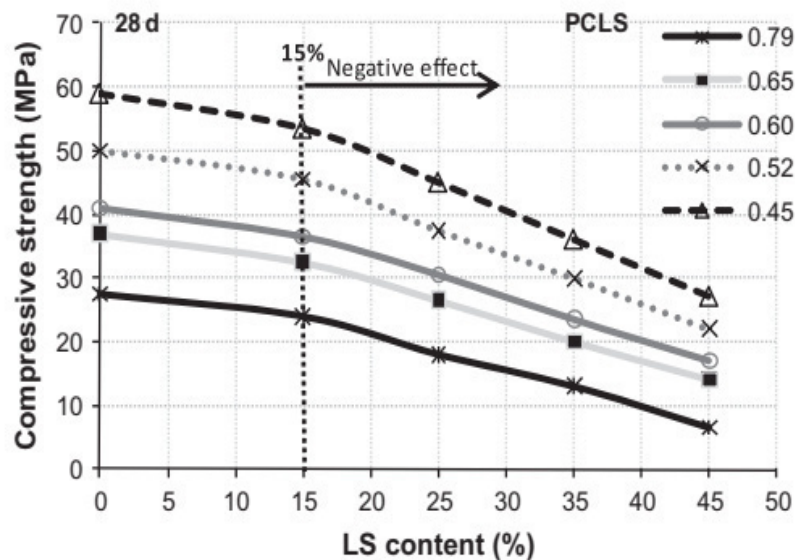


Fig. 1.5 — Effet de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton (Meddah *et al.*, 2014).

Cependant, Ramezaniapour *et al.* (2009) ont étudié l'effet de différents remplacements du ciment par des pourcentages jusqu'à 20% de filler calcaire sur la résistance du béton (**Fig. 1.6**). Ils ont constaté qu'avec l'augmentation de filler calcaire, la résistance à la compression de toutes les

éprouvettes de béton diminue. Cette diminution est due à la dilution du clinker par le filler calcaire.

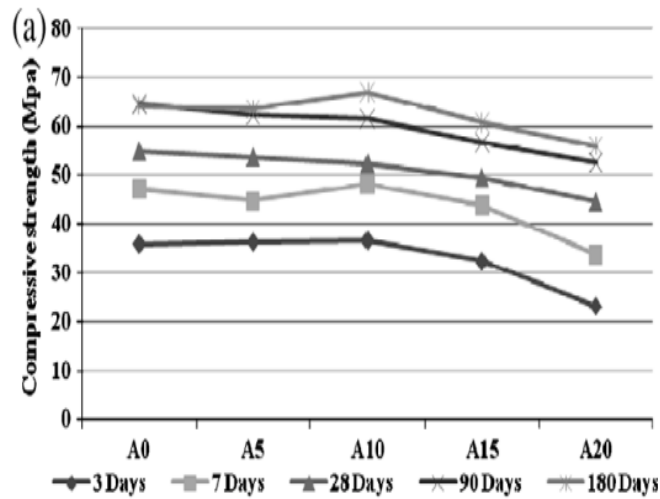


Fig. 1.6 — Effet de filler calcaire sur la résistance à la compression de béton (Ramezani pour *et al.*, 2009).

D'autre part, Sezer (2012) a montré que l'addition du filler calcaire réduit la résistance des mortiers contenant 5, 20 et 35% de filler calcaire (Fig. 1.7). Cette réduction est due à l'effet de dilution du clinker. En outre, l'effet de dilution devient très important lorsque le taux de remplacement augmente.

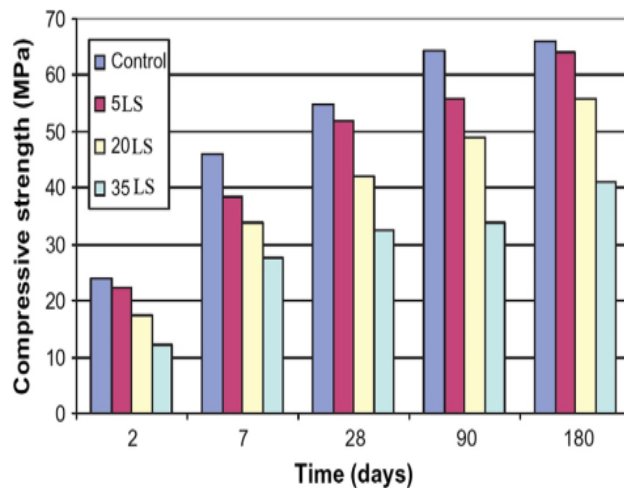


Fig. 1.7 — Effet de filler calcaire sur la résistance à la compression du mortier (Sezer, 2012).

1.3.1.2 Résistance à la traction

La résistance à la traction, comme celle de la compression, est une propriété plus importante dans la conception structurale, elle est même indispensable dans la conception des dalles de l'autoroute et de l'aérodrome (la résistance au cisaillement et la résistance aux fissurations). En effet, les deux types de résistances sont étroitement liés entre eux. En d'autres termes, à mesure que la résistance à la compression augmente, la résistance à la traction sera augmentée mais avec un faible taux (Neville, 2011).

Les études réalisées par des chercheurs sur la résistance à la traction (cylindre par fendage) et la flexion ont conclu que le comportement de la traction du béton avec le filler calcaire est le même que celui observé avec la résistance à la compression.

La **figure 1.8** montre la variation de la résistance à la traction en fonction des dosages de filler calcaire de 0 à 35% (Benammar *et al.*, 2013). Ces chercheurs ont constaté que les résistances à la flexion ont les mêmes tendances que pour la résistance à la compression sous différentes conditions de cure, quelque soit le rapport E/C et le type de ciment. En effet, les conditions de cure ont toujours un effet sur la résistance et cela signifie que la résistance au traitement humide est plus élevée que celle à l'air.

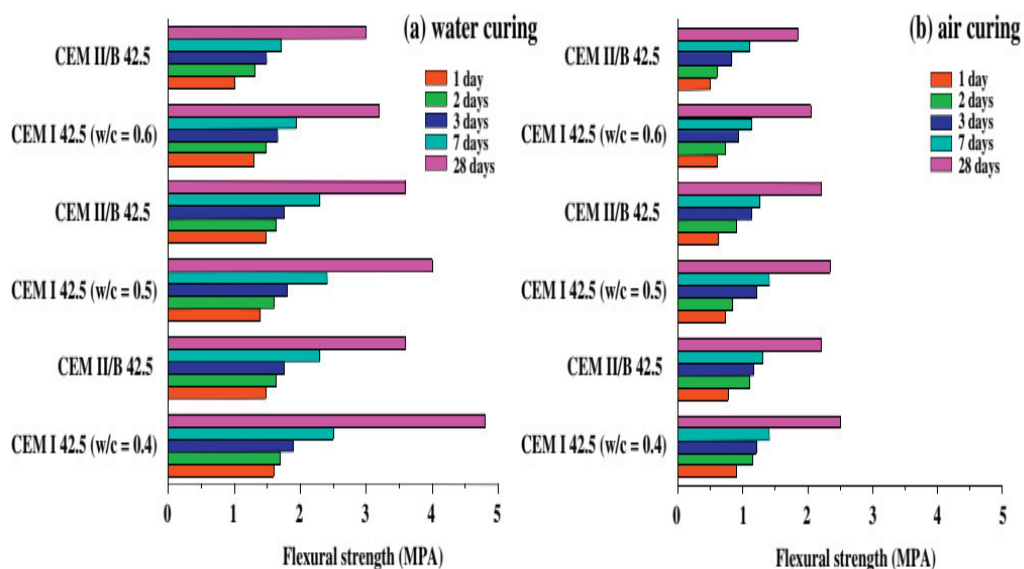


Fig. 1.8 — Effet de filler calcaire sur la résistance à la flexion du béton (Benammar *et al.*, 2013).

Concernant la résistance à la traction par fendage du béton, les mêmes comportements ont été remarqués par Diab *et al.*, (2016) en ajoutant jusqu'à 25% de FC (**Fig. 1.9**).

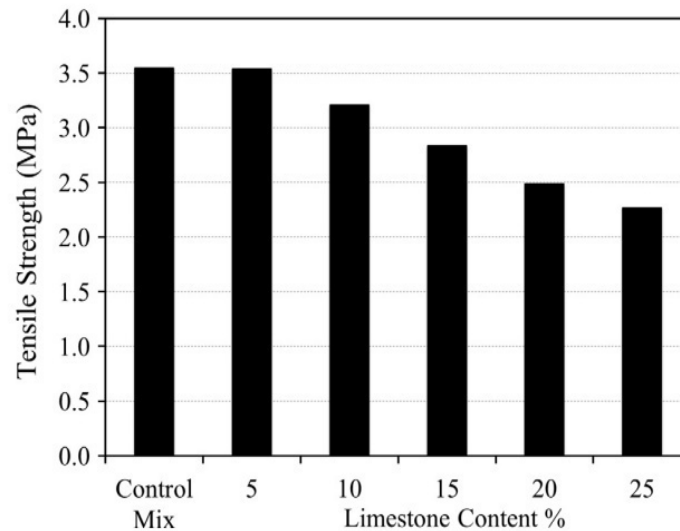


Fig. 1.9 — Effet de filler calcaire sur la résistance à la traction par fendage du béton (Diab *et al.*, 2016).

1.3.2 Module d'élasticité

Le béton est un matériau composite hétérogène, il se compose de ciment, des agrégats, et de l'eau et chacun de ces constituants a un module d'élasticité influant sur le module d'élasticité global du béton. Le module d'élasticité est parmi les caractéristiques les plus importants dans le comportement du béton (Neville, 2011).

Revani *et al.* (2017) ont étudié l'influence des fillers calcaires sur l'évolution du module d'élasticité des pâtes de ciment contenant jusqu'à 70% de filler calcaire (Fig. 1.10). Ils ont constaté alors, une réduction graduelle du module d'élasticité avec l'augmentation des fillers calcaire et une réduction significative de résistance à la compression par rapport au béton témoin.

Les mêmes comportements ont été observés par Diab *et al.* (2016) selon la Fig. 1.11. Ils ont constaté une réduction du module d'élasticité avec l'augmentation du pourcentage des fillers calcaire (5, 10, 15, 20 et 25%). Cette tendance peut s'expliquer par le fait que le comportement du module d'élasticité est le même que celui du béton dans le cas de la résistance à la compression.

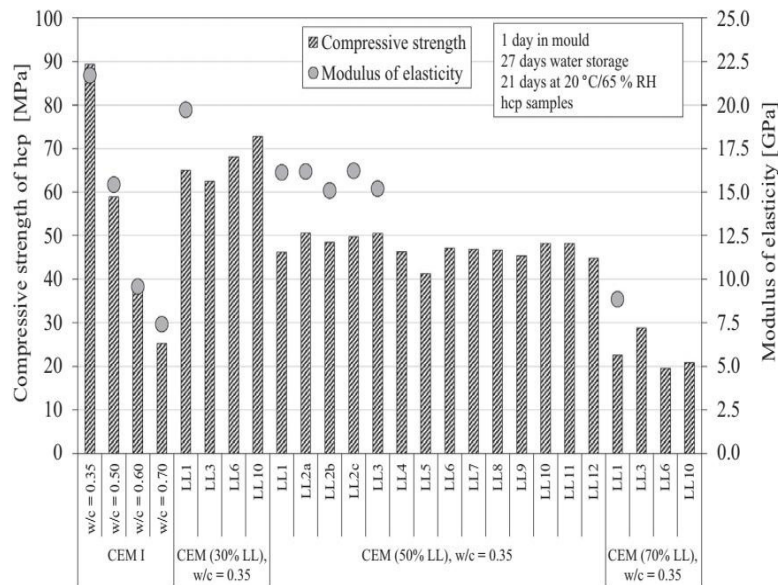


Fig. 1.10 — Effet du pourcentage des fillers calcaires sur la relation entre la résistance à la compression à 28 jours et le module d'élasticité du béton (Revani *et al.*, 2017).

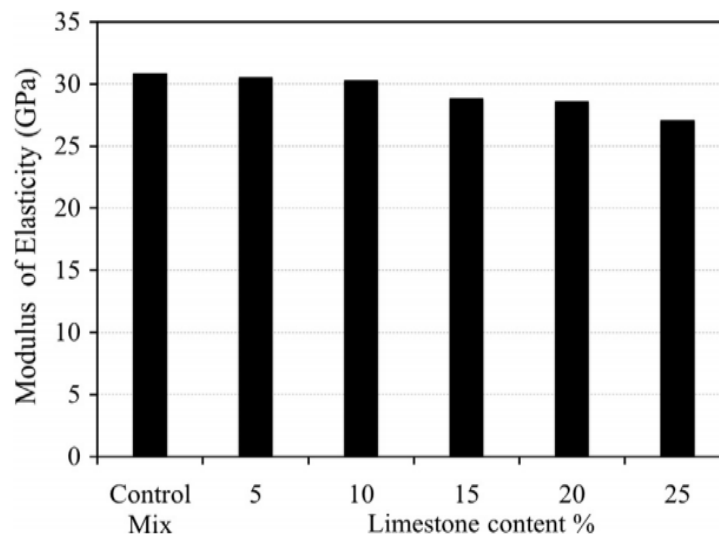


Fig. 1.11 — Influence du pourcentage des fillers calcaires sur le module d'élasticité du béton (Diab *et al.*, 2016).

1.3.3 Retrait et fluage

Le retrait est une déformation de béton due à l'évaporation de l'eau libre contenue dans le béton avec le temps, à cause du séchage par l'hydratation des constituants du béton. En outre, le fluage est une déformation de béton provoquée par l'application de contrainte avec le temps, à cause d'un chargement soutenu (Neville, 2011).

Wang *et al.*, (2017) ont étudié le retrait de séchage des bétons exposés à un environnement sec après 3 jours de traitement humide au cours de 5 ans (Fig. 1.12). Ils ont remarqué que le retrait

de séchage est plus faible pour un béton témoin qu'à ceux confectionnés avec différents taux de FC (10, 20 et 30%). Ils ont expliqué ces résultats par le fait que le retrait de séchage diminue avec la diminution du rapport E/C. Et d'autre part, la quantité de ciment hydraté diminue avec l'augmentation de la teneur en FC, provoquant ainsi une diminution du retrait de séchage.

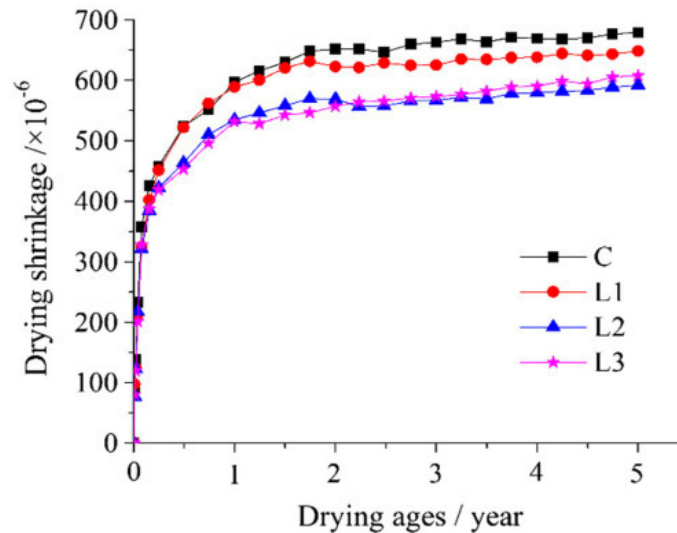


Fig. 1.12 — Effet de filler calcaire sur le retrait de séchage (Wang *et al.*, 2017).

Palm *et al.* (2016) ont constaté une augmentation du retrait et de fluage des bétons avec l'augmentation de teneur en fillers calcaires jusqu'à 50% (Fig. 1.13). Ce comportement de retrait et de fluage est dû à la surface spécifique plus élevée de FC. En outre, lorsque l'humidité relative interne diminue en raison de la progression du séchage, les particules s'attirent plus tard, ce qui permet un retrait plus important en présence de FC. D'autre part, l'alcalinité supérieure de FC contenant de Na_2O et K_2O peut être aussi responsable de l'augmentation de retrait et de fluage du béton.

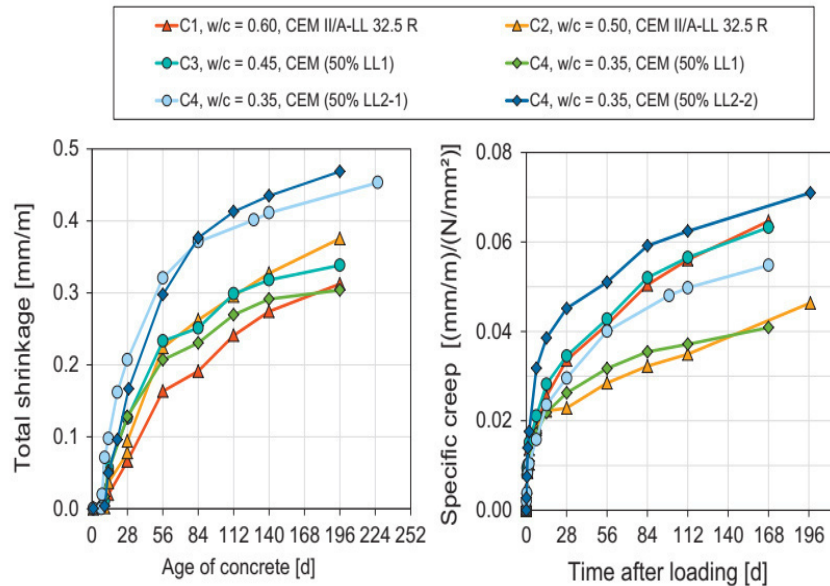


Fig. 1.13 — Effet de filler calcaire sur le retrait et le fluage (Palm *et al.*, 2016).

1.4 Effet du filler calcaire sur la durabilité du béton

Parmi les exigences les plus importantes dans le comportement du béton est la durabilité contre les agents agressifs (Acides, sulfates, chlorures, ...). Ces agents engendrent la détérioration du béton sous diverses formes avec plusieurs aspects tels que la carbonatation, l'attaque des eaux souterraines contenant des sulfates, l'attaque de l'eau de mer contenant des chlorures, la corrosion causée par les sels et l'expansion de réaction alcali-silice. Donc, la durabilité est la capacité de béton à résister aux processus de détérioration auxquels va être exposée.

1.4.1 La porosité et la perméabilité

La perméabilité est l'un des paramètres les plus importants qui influe sur la durabilité d'un matériau poreux comme le béton et enfin ses performances, elle est fortement liée à la connectivité de la structure des pores. Elle se définit comme un terme général qui s'intéresse à la fois au mouvement global et à la pénétration des fluides (comme l'eau, l'oxygène ou le dioxyde de carbone) ou des agents agressifs (comme les chlorures, les sulfates, les acides...etc.) sous un gradient de pression hydraulique ou à un gradient d'humidité ou à un gradient de concentration en cas de mouvement ionique dans et à travers le béton. La perméabilité de la pâte de ciment durcie dépend principalement de sa porosité. Généralement, on considère que la durabilité du béton s'améliore avec sa capacité à résister au mouvement des fluides et des espèces ioniques (Ramachandran *et al.*, 2001).

Chenzhi *et al.* (2018) ont étudié la présence de pourcentages élevés de filler calcaire (30, 40 et 50%) sur la porosité du béton (Fig. 1.14). Ils ont trouvé que la porosité du béton contenant 30% de FC est légèrement inférieure à celle du béton témoin. Ceci est dû à l'addition de filler calcaire qui joue le rôle de sites de nucléation préférentiels au cours des réactions d'hydratation du ciment, ainsi que la dispersion des particules de FC engendrant une meilleure répartition des hydrates, en particulier de la portlandite, dans la pâte de ciment. En outre, la présence de filler calcaire accélérera l'hydratation des minéraux C_3S dès les premiers instants. À mesure que les taux de nucléation et de cristallisation des cristaux de $Ca(OH)_2$ et du gel C-S-H sont accélérés, la structure du béton devient plus uniforme et compacte. Cependant, la porosité est augmentée à partir de 40% de FC avec l'augmentation de la teneur en adjuvant.

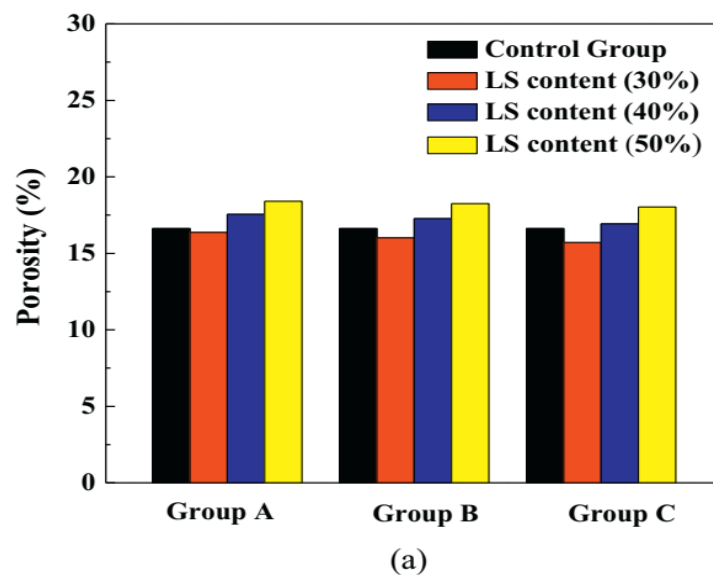


Fig. 1.14 — Influence du pourcentage des fillers calcaires sur la porosité du béton (Chenzhi *et al.*, 2018).

La porosité connectée du béton avec différents taux de filler calcaire (10, 20 et 30%) jusqu'à l'âge de 5 ans sous la même résistance à 28 jours a été étudié par Wang *et al.* (2017) (Fig. 1.15). À l'âge de 28 jours, la porosité capillaire interconnectée diminue lorsque le taux de filler calcaire augmente, et cela grâce à l'effet liant des fillers sur la structure des pores. Par contre, après 28 jours, la porosité connectée des bétons sans filler calcaire diminue encore de manière significative par rapport à celles des bétons contenant des fillers calcaire. Ceci est dû à l'évolution du degré d'hydratation du béton témoin avec le temps, tandis que celui des bétons au filler calcaire s'arrête après 1 année.

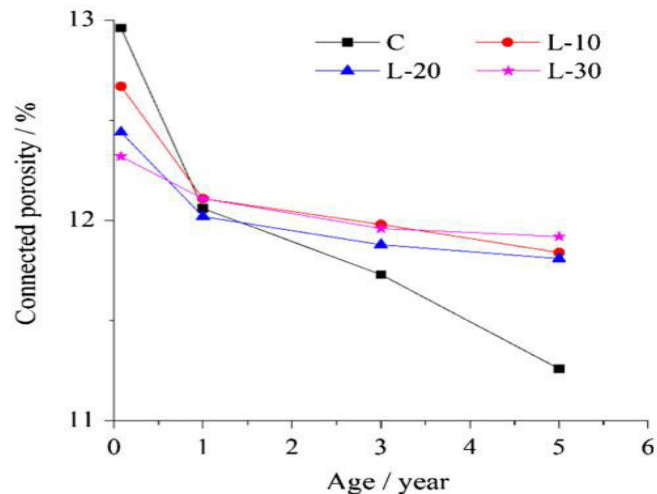


Fig. 1.15 — Effet du pourcentage des fillers calcaires sur la porosité connectée du béton (Wang *et al.*, 2017).

1.4.2 Résistance à la carbonatation

Généralement, on peut accepter une hypothèse qui suppose que le milieu ambiant est l'air qui ne réagit pas avec la pâte de ciment hydratée. Cependant, en réalité, l'air contient du dioxyde de carbone (CO_2) qui en présence d'humidité (H_2O), réagit avec du ciment hydraté; l'agent actuel est l'acide carbonique (H_2CO_3), parce que le CO_2 à la phase gazeuse n'est pas réactif. L'action du CO_2 s'effectue même à de faibles concentrations telles qu'elles sont présentes dans l'air rural, où la teneur en CO_2 est d'environ 0,03% en volume.

La carbonatation de béton est due à la réaction du dioxyde de carbone (CO_2) de l'atmosphère pénétré dans le système des pores de la pâte de ciment durcie en présence de l'eau. Cette réaction peut réduire progressivement l'alcalinité du béton, et ce qui donne un pH inférieur à 10 ($\text{pH} < 10$). Le taux de carbonatation du béton augmente avec une augmentation de la concentration de CO_2 , en particulier à des rapports eau/ciment (E/C) élevés (Neville, 2011).

Les résultats obtenus par Wang *et al.*, (2017), portés sur la Fig. 1.16, montrent clairement que la profondeur de carbonatation naturelle pour les bétons contenant 10, 20 et 30% de filler calcaire était supérieure à celle du béton témoin. Donc, la résistance à la carbonatation du béton diminue de manière significative lorsque le dosage de filler calcaire augmente. Ceci est dû à la teneur plus élevée de filler calcaire qui réduit la teneur de ciment et ce qui entraîne donc une réduction de la portlandite $\text{Ca}(\text{OH})_2$ et des silicates de calcium hydratés (C-S-H) dans les produits d'hydratation. Etant donné que le béton a de grandes porosités et une teneur plus faible en $\text{Ca}(\text{OH})_2$ et de C-S-H la carbonatation se propage plus profondément (Wang *et al.*, 2017).

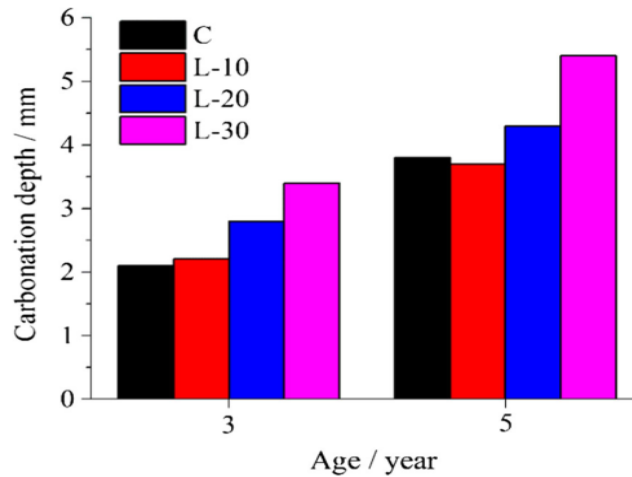


Fig. 1.16 — Effet des filler calcaire sur la carbonatation de béton (Wang et al., 2017).

Les résultats de Rabehi *et al.* (2013) ont montré l'effet positif de la cure sur la réduction de la profondeur de carbonatation. La Fig. 1.17 montre l'évolution de la carbonatation de béton à différents rapport E/C. En effet, la cure accélère les réactions d'hydratation du ciment qui conduisent à bloquer les pores capillaires existant dans la structure du béton. En outre, ils ont montré que plus le rapport “eau/ciment” augmente, plus la cinétique de carbonatation augmente. Ceci est attribué directement à une évaporation importante de la quantité d'eau libre qui laisse des vides qui permettront, finalement, de diffuser le dioxyde de carbone. En outre, ils ont constaté que l'utilisation de ciment Portland fournit une bonne compacité et un contenu de $\text{Ca}(\text{OH})_2$ plus élevé qui ralentit le taux de carbonatation par rapport au ciment qui contient le filler calcaire.

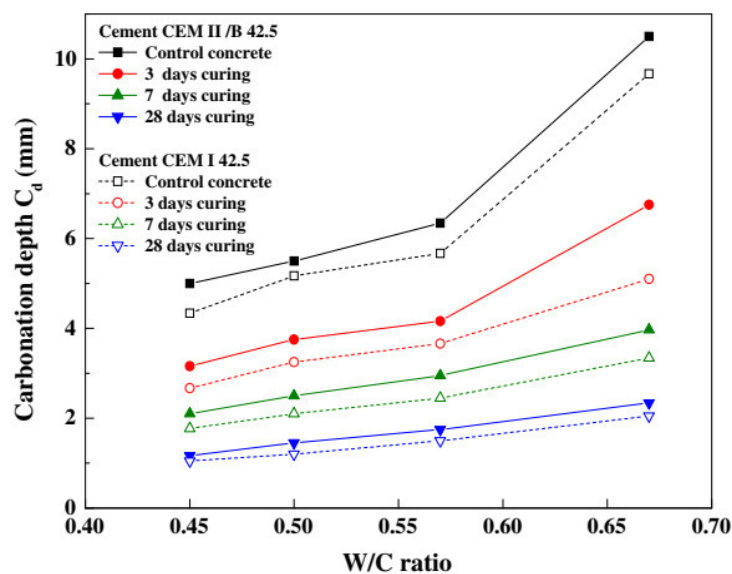


Fig. 1.17 — Effet de filler calcaire, rapport E/C, la cure humide sur la carbonatation de béton à 180 jours (Rabehi *et al.*, 2013).

1.4.3 Résistance aux chlorures

L'attaque des chlorures dans un béton armé en présence de l'eau et de l'oxygène avec une perméabilité et une absorption relativement plus élevée réduit le pH du béton et peut détruire le film protecteur d'oxyde ferrique qui est stable dans l'environnement alcalin (pH élevé) autour des armatures de béton. Les chlorures peuvent être présents dans le béton parce qu'ils ont été incorporés dans le mélange par l'utilisation des agrégats contaminés ou de l'eau de mer ou encore de l'eau salé, ainsi que les adjuvants contenant des chlorures. L'attaque par les chlorures est considérée comme l'action principale de la corrosion des aciers, et ce n'est que comme conséquence de cette corrosion que le béton environnant est endommagé. Alors que, l'action des chlorures n'est pertinente que pour les armatures de béton, mais elle peut également entraîner des dégâts considérables des structures. La forme principale de liaison des ions chlore se forme par la réaction avec C_3A pour former du chloro-aluminate de calcium, $3CaO \cdot Al_2O_3 \cdot CaCl_2 \cdot 10H_2O$, parfois appelé Sel de Friedel (Neville, 2011).

Wang *et al.* (2017) ont étudié des bétons contenant 0, 10, 20 et 30% de filler calcaire à des rapports E/C variant entre 0.32 et 0.40, comme indiqué sur la **Fig. 1.18**. Ils ont constaté qu'à long terme, la perméabilité aux ions chlore du béton contenant le filler calcaire est supérieure à celle du béton témoin sous la même résistance à la compression à 28 jours. Ceci est attribué à deux raisons: une des raisons est que le filler calcaire fournit une structure poreuse par rapport à la structure du béton témoin. L'autre raison est que la capacité de liaison de chlorures du béton dépend fortement de la teneur en gel de C-S-H, quel que soit le rapport E/C et l'addition d'agrégats. Alors que, la quantité de gel de C-S-H diminue avec l'augmentation de la teneur en filler calcaire, ce qui entraîne une réduction de la capacité de liaison des chlorures. Pendant ce temps, la teneur faible en aluminium dans le liant contenant des fillers calcaire provoque une diminution significative de la capacité de liaison des chlorures.

Sun *et al.* (2018) ont mesuré les degrés de pénétrabilité des ions chlore pour deux séries de béton contenant différentes quantités de fillers calcaires (0%, 8%, 16% et 24%), avec un rapport E/C=0.45 et sous différentes conditions de cure, comme le montre la **Fig. 1.19**. Ils ont constaté que la pénétrabilité des ions chlore a augmenté lorsque la teneur en filler calcaire augmente à partir de 16%. Par conséquent, la réduction de la cure humide initiale a évidemment un effet nocif sur la résistance à la pénétration des chlorures. Ils ont expliqué ces résultats par deux raisons : D'une part, l'addition de filler calcaire entraîne une augmentation du rapport E/C et offre des vides plus grands pour la formation de produits d'hydratation. D'autre part, le degré de la réaction de

filler calcaire augmente à long terme et la phase mono-carbo-aluminate (C_3A $CaCO_3 \cdot 11H_2O$) qui continue de se former dans les pores, ceci contribue à optimiser la pénétration des ions de chlorure

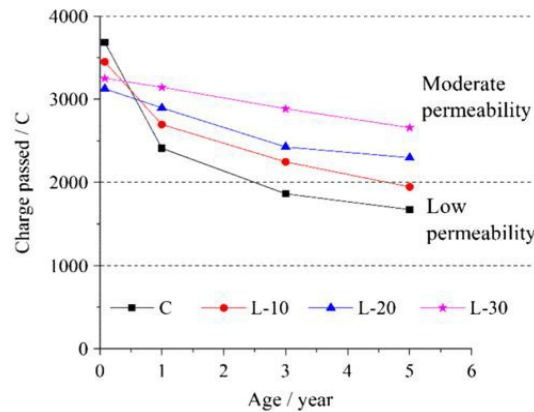


Fig. 1.18 — Effet de filler calcaire sur la diffusion des chlorures dans béton (Wang *et al.*, 2017).

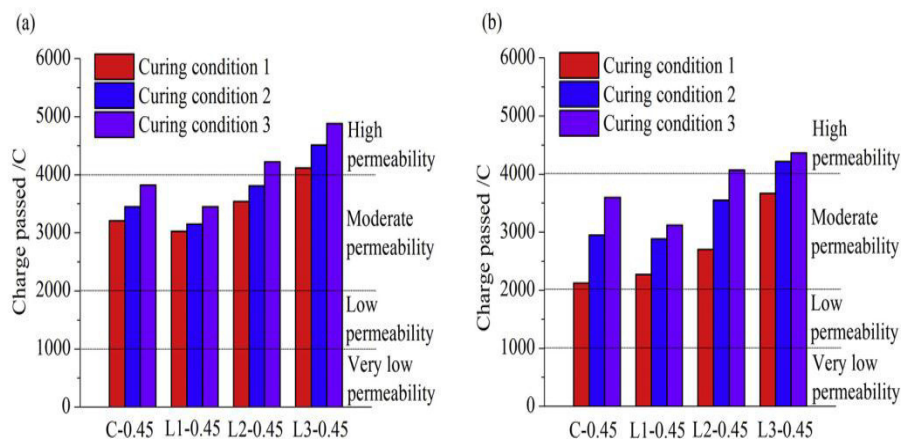


Fig. 1.19 — Effet des fillers calcaire sur la diffusion de chlorure de béton (a) à 28 jours et (b) à 90 jours (Sun *et al.*, 2018).

1.4.4 Résistance aux sulfates

Les sels solides n'attaquent pas le béton mais, lorsqu'ils sont présents en solution, ils peuvent réagir avec la pâte de ciment hydratée. Ces sels particulièrement : les sulfates de sodium, de potassium, de magnésium et de calcium sont présents dans le sol ou dans les eaux souterraines. En général, l'utilisation des fillers calcaire dans les ciments devrait servir à diluer le C_3A et d'autres matières actives d'aluminate de ciments, et cela pourrait permettre la pénétration rapide des sulfates externes (Neville, 2011).

Sezer *et al.* (2012) ont étudié l'effet de remplacement de 5%, 20% et 35% de la masse de ciment par le filler calcaire sur la résistance au sulfate de mortier selon la norme ASTM C1012. Pour déterminer la résistance aux sulfates, ils ont immergé les éprouvettes à l'âge de 28 jours dans deux solutions de 5% de Na_2SO_4 et 4.2% de MgSO_4 et ils ont mesuré périodiquement leur longueur à 14 jours jusqu'à l'apparition des signes visibles de fissuration des échantillons. L'évolution de l'expansion des échantillons est indiquée dans la **Fig. 1.20**. Ils ont constaté que l'addition du filler calcaire améliore la résistance du mortier aux sulfates, par conséquent la réduction du contenu en C_3A du ciment et la formation de l'étringite. De même, puisque la teneur en C_3S et C_2S du ciment et la formation de gypse ont diminué, ce qui a également un effet bénéfique sur la résistance aux sulfates.

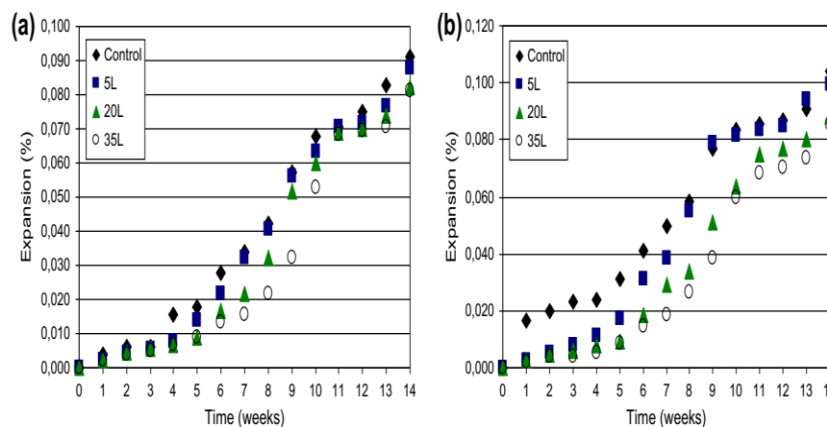


Fig. 1.20 — Effet de FC sur l'expansion de Mortier; (a) 5% Na_2SO_4 et (b) 4.2% MgSO_4 (Sezer *et al.*, 2012).

Sotiriadis *et al.* (2012) ont étudié l'effet de filler calcaire sur des bétons immergés dans deux solutions de chlorure de (21.14 g/l de Cl^-) et de sulfate (20g/l de SO_4^{2-}) à une température de $5 \pm 1^\circ\text{C}$ (**Fig. 1.21**). Dans les premiers dix mois de mesure, tous les échantillons présentaient une augmentation progressive de la masse, attribuée à l'absorption de l'eau au cours du processus d'hydratation. Cela a été suivi d'une diminution de leur masse, qui a commencé à des moments différents en fonction de la composition du béton et du type de solution corrosive. Ce phénomène indique que la teneur en filler calcaire affecte fortement la résistance du béton à l'attaque par les sulfates. En effet, la teneur plus élevée en filler calcaire dans le ciment a entraîné une détérioration plus élevée.

Sun *et al.* (2018) ont étudié l'effet de la variation de 0, 8, 16, et 24% de filler calcaire sur la résistance à l'attaque aux sulfates dans un béton (**Fig. 1.22**). Ils ont constaté que la perte de la résistance à la compression du béton augmente avec l'augmentation du temps de cure humide

initial et du temps des cycles “séchage-mouillage”. Ceci reflète la diminution de la capacité du béton à résister à l'attaque des sulfates. En outre, Ils ont conclu que la perte de la résistance à la compression du béton augmente lorsque le contenu de filler calcaire augmente quelles que soient les conditions de cures initiales. En générale, lorsque les sulfates externes pénètrent dans les pores du béton, une série de réactions chimiques complexes entre les ions de sulfates et certains hydrates se produisent à l'intérieur des pores, ce qui provoquera une dilatation du volume solide ainsi qu'une fissuration et une perte de la résistance. D'une part, le système poreux de la matrice cimentaire devient plus grossier à cause de l'addition de filler calcaire. D'autre part, l'addition de filler calcaire fournit une source de carbonate pour former la thaumasite sous une condition de température égale à ($\leq -15^{\circ}\text{C}$).

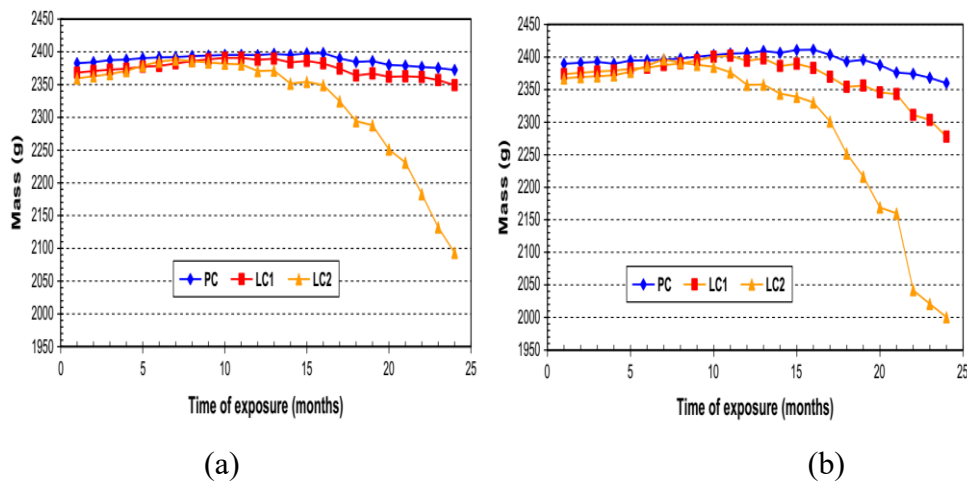


Fig. 1.21 — Effet de FC sur la perte de mass du béton immergé dans une solution : (a) de Chlorure de Sulfate CS ; (b) de Sulfate S (Sotiriadis et al., 2012).

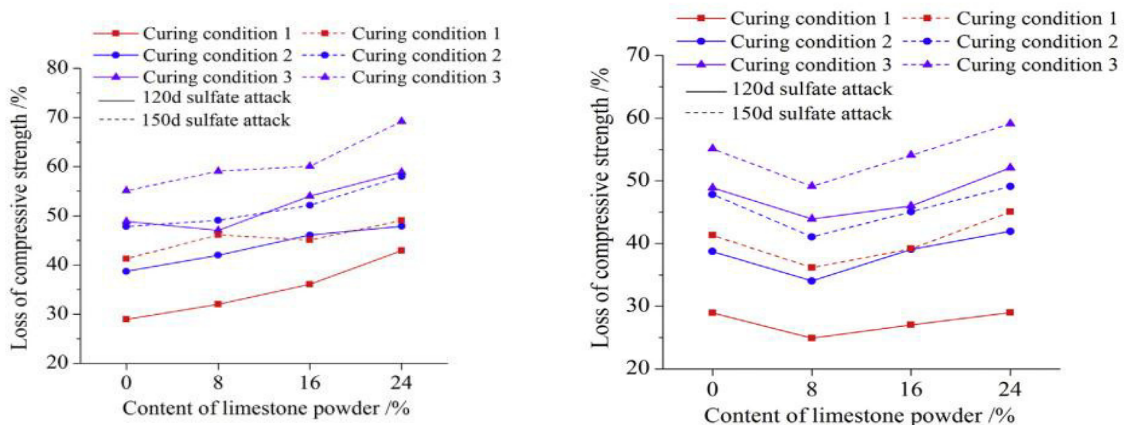


Fig. 1.22 — Effet de filler calcaire sur la perte de la résistance à compression du béton (Sun et al., 2018).

1.4.5 Résistance à la corrosion

La corrosion des armatures est l'une des principales causes de détérioration des structures en béton armé dans de nombreux endroits. La corrosion nécessite de l'eau et de l'oxygène, et est catalysée par les chlorures. Lorsqu'il existe une différence de potentiel électrique entre le béton et les aciers des armatures, une cellule électrochimique est mise en place, il y a des zones anodiques et cathodiques qui sont formées, reliées par l'électrolyte sous forme d'eau interstitielle dans la pâte de ciment durci (Neville, 2011).

Tsivilis *et al.* (2000) ont préparé des éprouvettes en béton armé contenant des fillers calcaire (10%, 15%, 20% et 35%), et l'ont immergé dans une solution de 3% de NaCl, jusqu'à une hauteur de 25 mm, afin d'accélérer le processus de corrosion. La Fig. 1.23 représente le potentiel de corrosion en fonction du temps d'exposition et de la teneur en filler calcaire. Ils ont constaté qu'il y avait une diminution explicite de la corrosion des armatures dans les échantillons de ciments contenant de filler calcaire par rapport à ceux fabriqués avec du ciment Portland. La diminution du potentiel de corrosion indique que le filler calcaire offre une protection des armatures de béton contre la corrosion. Ceci a confirmé que l'effet anticorrosion est plus important quand la teneur en filler calcaire augmente. Ce comportement de filler calcaire à la corrosion attribué à la porosité totale plus faible et à la profondeur de carbonatation négligeable des échantillons, ce qui a entraîné une réduction significative du potentiel de corrosion conduisant à la réduction de la perte de masse des barres d'armature du béton.

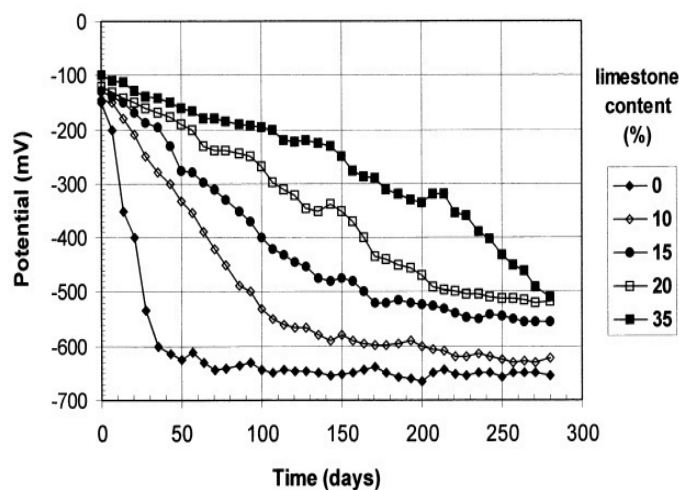


Fig. 1.23 — Effet de filler calcaire sur le potentiel de corrosion de béton stockée dans 3% de NaCl (Tsivilis *et al.*, 2000).

Diab *et al.* (2016) ont étudié le taux de corrosion du béton contenant 10%, 15%, 20% et 25% de filler calcaire. Le filler calcaire contient trois pourcentages de carbone organique qui sont

$S_1=0.94\%$, $S_2=0.48\%$ et $S_3=0.18\%$. Ils ont constaté que le taux de corrosion augmente avec l'augmentation de remplacement en filler calcaire, ainsi que la diminution du contenu de CO_2 a diminué le taux de la corrosion (**Fig. 1.24**). Ils ont attribué ce comportement au fait que le filler calcaire augmente le carbonate de calcium CaCO_3 , de sorte que la concentration en ions de Ca^{+2} et CO_3^{-2} augmente. Lorsque la concentration en ions Ca^{+2} et CO_3^{-2} atteint la limite de solubilité, le carbonate de calcium se dépose à la surface des barres d'acier et forme une couche protectrice de carbonate de fer (FeCO_3). Cela signifie que la résistance de polarisation électrique augmente et que le taux de corrosion diminue.

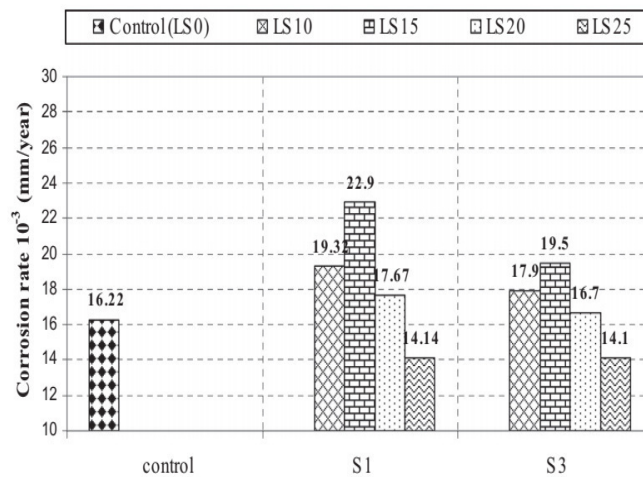


Fig. 1.24 — Effet de filler calcaire sur le taux de corrosion de béton stockée dans 3% de NaCl (Diab et al., 2016).

1.4.6 Résistance à la réaction alcali-silice (RAS)

La réaction alcali-silice (RAS) se produit entre la silice amorphe réactive présente dans les agrégats réactifs et les ions alkalis (Na_2O , K_2O) présents dans la pâte de ciment. Ces ions se dissolvent dans la solution interstitielle et augmentent sa concentration en ions hydroxyle (OH^-). Les ions OH^- dissolvent la silice amorphe et forment ainsi un gel alcalin de silice. Cette réaction conduit à la détérioration des bétons (Ramachandran et al., 2001).

Turk et al. (2017) ont constaté à la suite de leurs travaux sur des mortiers préparés à base de ciment de haute alkali ($\text{Na}_2\text{O} + 0.658 \text{K}_2\text{O} = 1.06\%$) que l'utilisation de 10, 20 et 30% de filler calcaire a influé sur l'expansion due à la réaction alcali-silice (**Fig. 1.25**). Ils ont remarqué, bien qu'il y ait un certain effet positif sur l'expansion de RAS. En d'autres termes, la réduction du taux d'expansion du RAS liée à l'augmentation du contenu du filler calcaire. Ce résultat peut être attribué à l'absence de contenu d'alcalin dans le filler calcaire ($\text{Na}_2\text{O} + 0.658 \text{K}_2\text{O} = 0\%$). Par

ailleurs, le filler calcaire n'augmente pas l'alcalinité de la solution interstitielle, même en cas, d'utilisation du filler calcaire en remplaçant partiellement le ciment portland, alors que, la réactivité potentielle de l'RAS diminue.

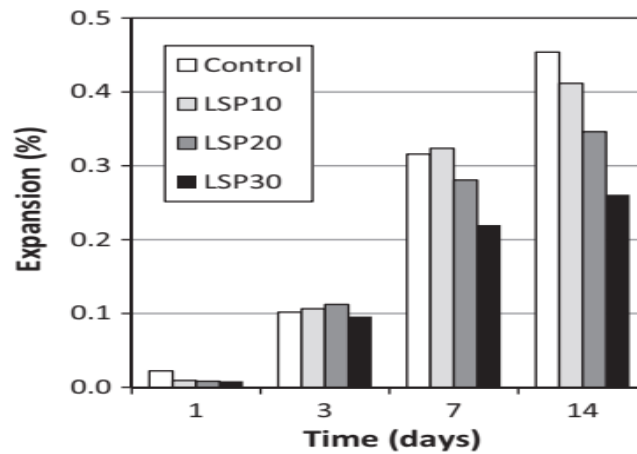


Fig. 1.25 — Effet de filler calcaire sur l'expansion due à la réaction alcali-silice du mortier (Turk et al., 2017).

Chen et al. (2013) ont étudié l'expansion due aux réactions alcali-silice sur un mortier contenant des granulats réactifs. L'effet de l'ajout de 5, 10, 15, 20 et 25% de filler calcaire est significatif sur l'expansion due aux réactions alcali-silice (Fig. 1.26). Ils ont attribué cet effet à l'addition de filler calcaire qui fait réduire le dosage en ciment. Et par suite diminuer les alcalins dans les mortiers et retarder l'expansion de la RAS. De plus, les fines de filler calcaire font disperser les particules de ciment. Ils agissent comme une barrière contre l'eau, ce qui retarde l'hydratation du ciment et la libération des alcalins. En outre, les fillers calcaires peuvent remplir les micropores de sorte que la microstructure sera dense et résiste à l'expansion de l'RAS.

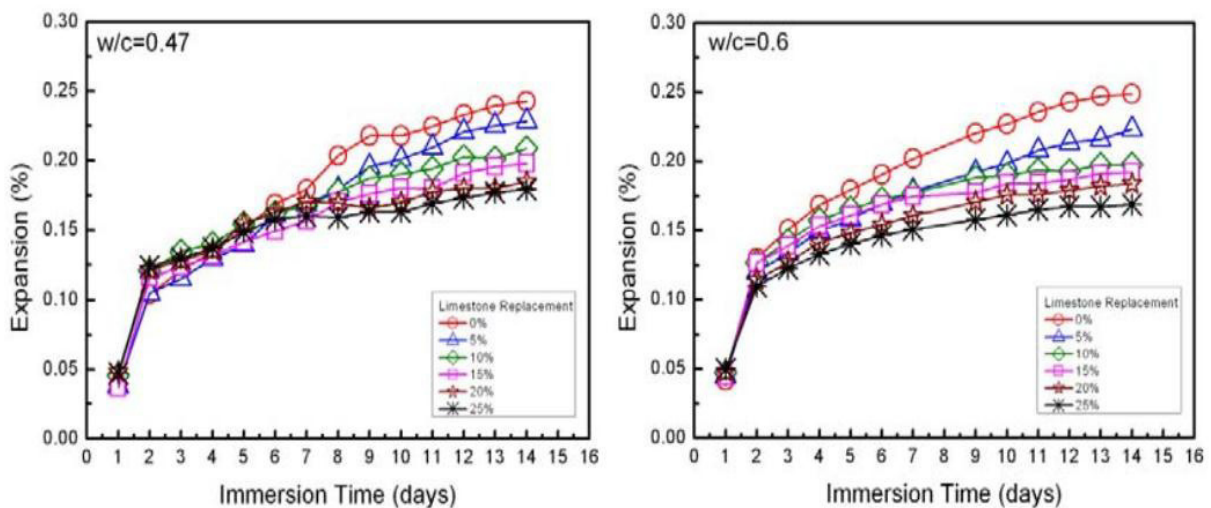


Fig. 1.26 — Effet de filler calcaire sur l'expansion due à la réaction alcali-silice du mortier (Chen et al., 2013).

1.4.7 Résistance à l'abrasion

La propriété mécanique la plus commune liée à la durabilité est la résistance à l'abrasion. Elle représente le processus agissant sur une surface en béton pour lui faire perdre progressivement sa masse (Adamiak, 2012).

Dhir *et al.* (2007) ont effectué des essais d'abrasion sur deux séries de béton avec un pourcentage de filler calcaire jusqu'à 45% et un rapport ($E/C=0,52$ et 0.65). Les résultats illustrés dans la **Fig. 1.27** indiquent que la profondeur d'abrasion augmente avec la croissance de la teneur en filler calcaire bien que la différence entre les bétons avec 0% et 15% de filler calcaire soit faible. Cela indique qu'il n'y a pas un effet positif sur la résistance à l'abrasion par l'utilisation des fillers calcaire dans les bétons.

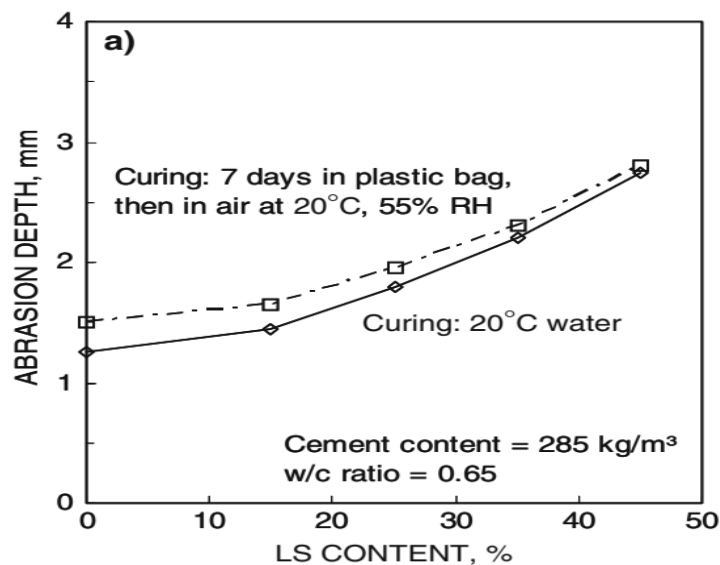


Fig. 1.27 — Effet de filler calcaire sur la résistance à l'abrasion de béton (Dhir *et al.*, 2007).

1.5 Conclusion

Ce premier chapitre a été consacré tout d'abord à une synthèse bibliographique sur l'effet de filler calcaire sur les propriétés du béton. L'utilisation des fillers calcaires a des influences considérablement plus ou moins évidentes sur les propriétés des bétons tant à l'état frais qu'à l'état durci.

Les fillers calcaires jouent un rôle plastifiant en complétant la granulométrie du béton, un rôle d'hydrofuge par les capillaires interstitiels et modifient la cohésion de la pâte du ciment. Ils ont tout d'abord un effet accélérateur de prise, ensuite la présence de filler calcaire peut réduire la chaleur d'hydratation au jeune âge et l'ouvrabilité, améliorer la fluidité du béton, diminuer le retrait et le

fluage et une réduire la résistance mécanique et le module d'élasticité à long terme. Ainsi que des effets considérables sur la durabilité ont été remarqué par l'ajout du filler calcaire dans le béton par la diminution de la résistance du béton aux chlorures, aux sulfates et à la carbonatation.

Chapitre 2

Modélisation des Propriétés des Bétons par les Réseaux de Neurones

2.1 Introduction

Les réseaux de neurones sont un outil informatique relativement nouveau, qui a été appliqué intensivement dans la résolution d'une large gamme de problèmes dans plusieurs champs de sciences et technologie. Le développement des réseaux de neurones artificiels ou réseaux de neurones formels, est issu d'une volonté de l'homme à comprendre et à imiter les capacités du cerveau.

Nous débuterons ce chapitre par une brève présentation sur la technique des réseaux de neurones. Nous nous intéressons aux concepts fondamentaux et les notions liées aux réseaux neuronaux.

Enfin, une synthèse des travaux utilisés pour prédire les propriétés du béton par la méthode des RNAs sera présentée.

2.2 Technique des réseaux de neurones

2.2.1 Modélisation d'un neurone formel

Les réseaux de neurones formels ou les neurones artificiels sont à l'origine d'une tentative de modélisation mathématique du système nerveux de l'être humain. La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseaux neuronaux sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux. Cette modélisation permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel. L'analogie entre le neurone biologique et le modèle de neurone artificiel est résumée dans le tableau 2.1.

Tableau 2.1 — Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.

Neurone biologique	Neurone formel
Synapses	Poids de connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrite	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré dans la **figure 2.1**. Ce modèle, comme son nom l'indique, s'inspire fortement du neurone biologique. Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le

résultat de cette somme est ensuite transformée par une fonction de transfert qui produit la sortie y du neurone. En suivant les notations présentées à la section précédente, les R entrées du neurone correspondent au vecteur X .

Avec ; $X = [X_1, X_2, \dots, X_R]^T$,

Alors que : $W = [w_{1,1}, w_{1,2}, \dots, w_{1,R}]^T$ représente le vecteur des poids du neurone.

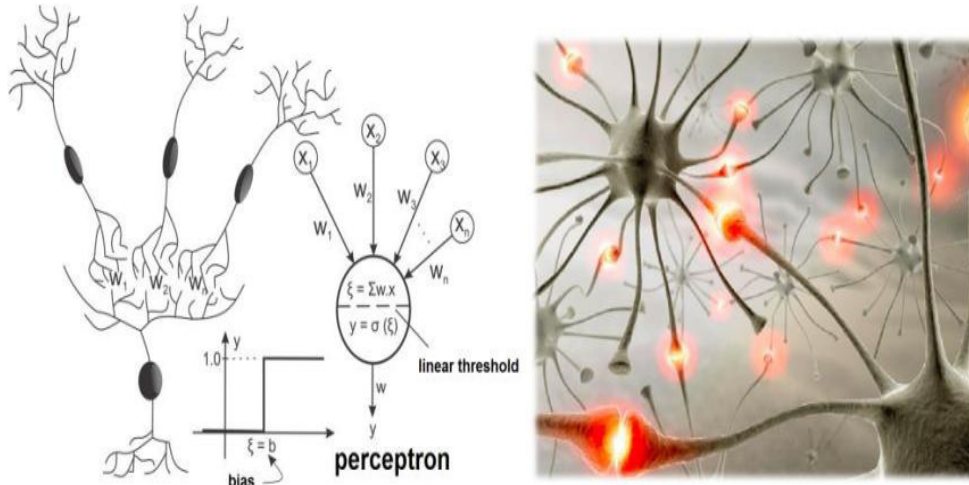


Fig. 2.1 — Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel (Cain, 2016).

2.2.2 Neurone formel

Les réseaux neuronaux formels ou artificiels (Artificial Neural Network en anglais) sont composés d'un ensemble d'unités de calcul, appelé neurones formels, connectés plus ou moins entre eux par des liaisons permettant à chaque neurone de recevoir des signaux ainsi que d'en émettre lui-même (Fig. 2.2).

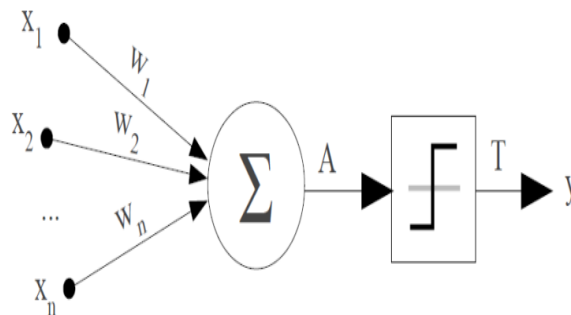


Fig. 2.2 — Schéma simple d'un neurone formel (Cain, 2016).

Un neurone formel ou plus simplement le neurone est une fonction algébrique non forcément linéaire, paramètre à valeur bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids (Dreyfus, 2005).

La somme A de l'intégrateur est donnée par l'équation 2.1 suivante :

$$A = \sum_{j=1}^R w_{1,j} x_j + b \quad (2.1)$$

Le résultat A de la somme pondérée est le niveau d'activation du neurone.

La sortie y du neurone est donnée par l'équation 2.2:

$$y = f(A) = f\left(\sum_{i=1}^n W_i \cdot x_i \pm b\right) \quad (2.2)$$

La sortie y de l'intégration correspond à une somme pondérée des poids et des entrées plus ou moins le biais (ou le seuil d'activation) b . Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif ou nul. Sinon, il est négatif.

2.2.3 Fonctions de transfert

Il y a différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone. Les trois fonctions les plus utilisées sont les fonctions «seuil», «linéaire» et «sigmoïde». Elles sont énumérées au tableau 2.2 :

- *La fonction seuil* : applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, s'il y a une entrée négative qui ne dépasse pas le seuil, la fonction retourne alors à la valeur 0. sinon c'est-à-dire une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne à 1. nous verrons plus loin que cette fonction permet de prendre des décisions binaires.
- *La fonction linéaire* : est très simple, elle s'effectue directement sur la couche cachée et sur sa sortie.
- *La fonction sigmoïde*: il y a deux types de cette fonction; Log-sig et Tan-sig, donnés par les équations 2.3 et 2.4 respectivement.

$$a = \frac{1}{1 + e^{-1}} \quad (2.3)$$

$$a = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1} \quad (2.4)$$

Tableau 2.2 — Types de fonctions d'activation.

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Nom Matlab	Le graphe
Seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	Hardlim	
Linéaire	$a = n$	Purelin	
Sigmoïde	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	Logsig	

2.2.4 Architectures des réseaux de neurones

Un réseau de neurones est un système constitué de neurones interconnectés, qui reçoit des informations de l'extérieur. On distingue deux grands types d'architectures des réseaux de neurones, en fonction du schéma de leurs connexions. Les deux types d'architectures sont :

- Les réseaux de neurones non bouclés (ou statiques, ou acycliques);
- Les réseaux de neurones bouclés (ou dynamiques, ou récurrents).

2.2.4.1 Réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurone non bouclés «feed-forward» réalise une ou plusieurs fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Dans un tel réseau, le flux de l'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Ainsi, le schéma d'un réseau non bouclé est acyclique; c'est -à- dire si l'on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ.

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets statiques: si les entrées sont indépendantes du temps, les sorties le sont également. Ils sont utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de classification ou de modélisation de processus statiques non linéaires (Dreyfus, 2005).

La figure 2.3 représente un réseau de neurones non bouclés qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée.

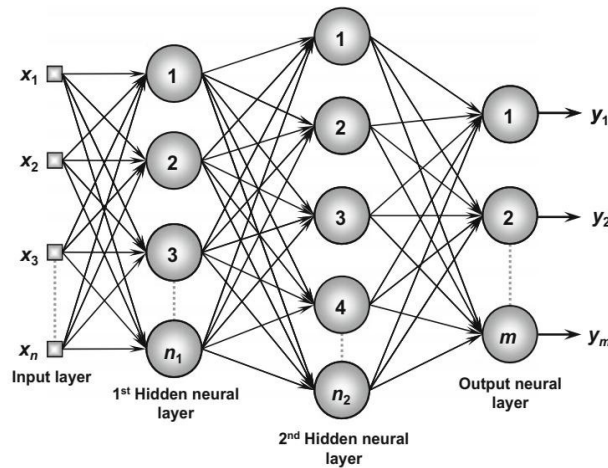


Fig. 2.3 — Réseaux de neurones non bouclés (Da Silva *et al.*, 2017).

2.2.4.2 Réseaux de neurones bouclés

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés, les réseaux de neurones bouclés dont le schéma de connexions sont cycliques. Lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. Ainsi, l'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le «réseau bouclé» (Dreyfus, 2005). La figure 2.4 représente un exemple de réseau de neurones bouclé.

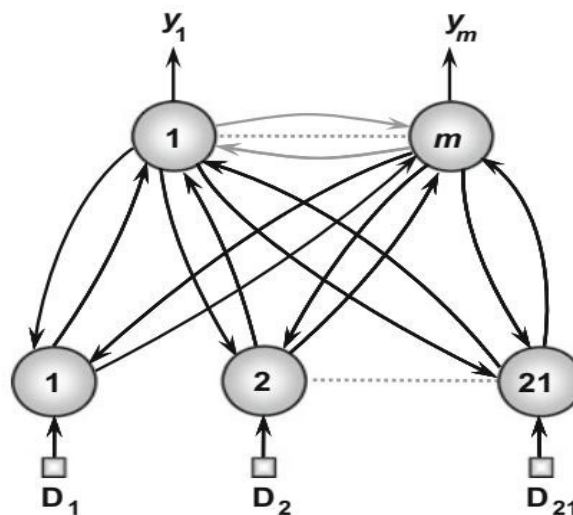


Fig. 2.4 — Réseaux de neurones bouclés (Da Silva *et al.*, 2017).

2.2.5 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est un processus dynamique et itératif d'acquisition de connaissance de l'environnement. Il permet de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètres surviennent (Parizeau, 2006).

2.2.6 Types d'apprentissages

Il existe de nombreux types de règles d'apprentissage qui peuvent être regroupées en deux catégories principales: les règles d'apprentissage supervisé et non supervisé.

2.2.6.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé suppose l'existence d'un expert qui possède une connaissance innée de l'environnement. Le rôle de l'expert est de fournir les informations relatives à l'environnement et nécessaires à l'apprentissage du réseau, sous la forme d'un ensemble d'exemples composés de stimuli auxquels sont associées des réponses désirées ou comportement souhaitables. Dans ce mode d'apprentissage, les réponses désirées fournies par l'expert décrivent la fonction du réseau. Le rôle de l'algorithme d'apprentissage est d'amener le réseau à remplir cette fonction. Au cours de l'apprentissage, l'environnement soumet conjointement le réseau et l'expert à des stimuli. La sortie produite par le réseau, en réponse à un stimuli donné, est comparée à la réponse désirée fournie par l'expert. La différence entre la réponse désirée et la réponse du réseau est alors utilisée pour adapter les paramètres du réseau de façon à corriger son comportement. Ce processus est ainsi répété jusqu'à émulation de l'expert par le réseau de neurones artificiels. Ce type d'apprentissage est représenté schématiquement dans la figure 2.5.

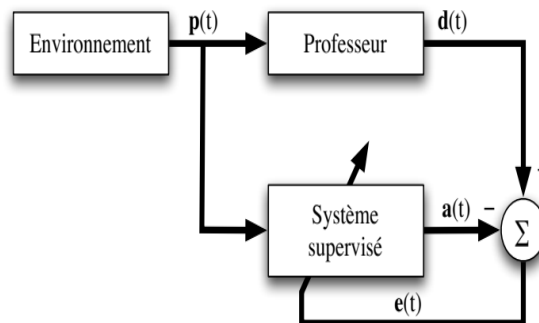


Fig. 2.5 — Illustration d'apprentissage supervisé (Parizeau, 2006).

Nota : l'expert est un superviseur. En informatique classique, le superviseur est le programme d'exploitation qui commande l'exécution d'autres programmes et l'enchaînement des travaux.

2.2.6.2 Apprentissage non supervisé

La dernière forme d'apprentissage que nous abordons est dite l'apprentissage non-supervisé ou encore auto-organisé. Contrairement à l'apprentissage supervisé effectué sous contrôle d'un expert, l'apprentissage non supervisé est autodidacte. Il est caractérisé par l'absence complète de l'expert. L'ensemble des exemples d'apprentissage ne comprend que des stimuli. Aucune réponse désirée n'est associée. Cet apprentissage est destiné à l'élaboration d'une représentation interne de la connaissance de l'environnement sous-jacente des stimuli sous une forme plus simple ou plus explicite (Parizeau, 2006). Ce type d'apprentissage est représenté schématiquement par la figure 2.6.

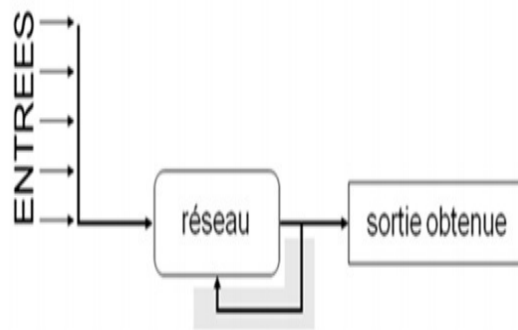


Fig. 2.6 — Illustration d'apprentissage non supervisé (Dreyfus, 2002).

2.2.7 Les méthodes d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage est la méthode mathématique qui va modifier les poids de connexions afin de converger vers une solution qui permettra au réseau d'accomplir la tâche désirée. Plusieurs méthodes itératives peuvent être mises en œuvre, parmi lesquelles nous citons la plus essentielles: l'algorithme de rétro propagation de gradient (Ammar, 2007).

2.2.7.1 Rétro-propagation du gradient de l'erreur

La rétro propagation est actuellement l'outil le plus utilisé dans le domaine des réseaux de neurones. C'est une technique de calcul des dérivés qui peuvent être appliquées à n'importe quelle structure de fonctions dérivables.

L'algorithme de rétro propagation du gradient ou de propagation en arrière «Back propagation en anglais» est une méthode qui permet de calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone du réseau, de la dernière couche vers la première. Le principe de la rétro propagation peut être décrit en trois étapes fondamentales: acheminement de l'information à travers le réseau, rétro propagation des sensibilités et calcul du gradient, et ajustement des paramètres par la règle du gradient approximé.

2.2.8 Le perceptron

Une des premières tentatives faites par Rosenblatt en 1958 pour réaliser des réseaux de neurones artificiels sur ordinateur (Dreyfus, 2002). Il proposa le premier modèle qui est appelé le perceptron. La conception du perceptron s'inspire explicitement du neurone. Donc, le perceptron est un neurone plus simple pour classer des données en deux classes. Il est constitué d'un seul neurone binaire (Dreyfus, 2002). Il figure en deux catégories :

2.2.8.1 Le perceptron simple

Le perceptron simple est un réseau de neurone monocouche cela veut dire que nous avons une couche d'entrée, une couche de sortie et les liaisons pondérées entre elles (Fig. 2.7).

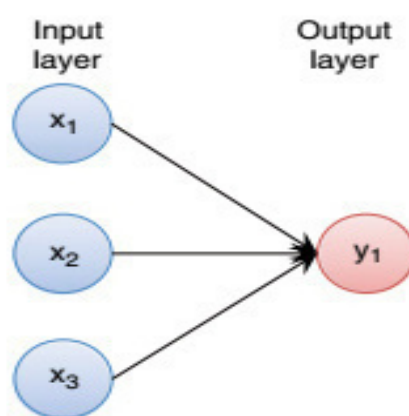


Fig. 2.7 — Schéma d'un perceptron avec une seule couche (Cartwright, 2015).

2.2.8.2 Le perceptron multicouche

Le perceptron multicouche est un réseau composé des couches successives. Une couche est un ensemble de neurones n'ayant pas de connexion entre eux. Une couche d'entrée lit les signaux entrants, une ou plusieurs couches cachées participent au transfert pendant qu'une cellule de sortie fournit la réponse du système.

Un neurone d'une couche cachée est connecté en entrée à chacun des neurones de la couche précédente et en sortie à chaque neurone de la couche suivante (Fig. 2.8).

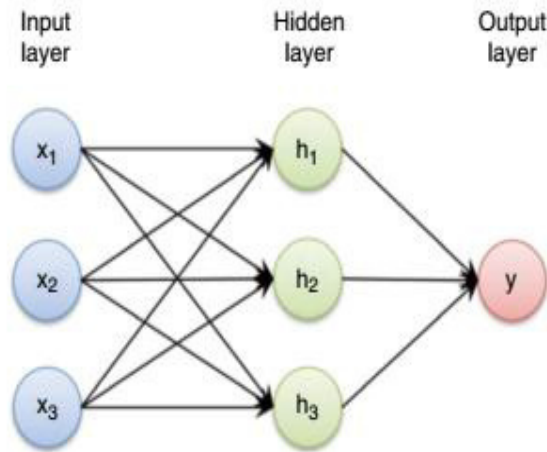


Fig. 2.8 — Schéma d'un perceptron multicouche (Cartwright, 2015).

2.3 Application des réseaux de neurones au béton

2.3.1 Prédiction de l'ouvrabilité du béton

Öztaş *et al.* (2006) ont utilisé les réseaux de neurones pour prédire l'ouvrabilité et la résistance des bétons à haute résistance BHR. Le modèle de réseau de neurones développé a exploité les résultats de 187 essais comportant différentes formulations des bétons BHR recueillis de la littérature. Les données utilisées dans ce modèle sont arrangées dans un format de sept paramètres d'entrée: le rapport eau sur ciment+ micro silicate (E/B), la teneur en eau (E), les granulats fin (S), la teneur en cendres volante (CV), un adjuvant tel qu'un entraîneur d'air (EA), la fumée de silice (FS), les supers plastifiants (SP). Ils ont utilisé un réseau qui contient deux couches cachées avec cinq neurones dans la première couche et de trois neurones dans la deuxième couche (Fig. 2.9).

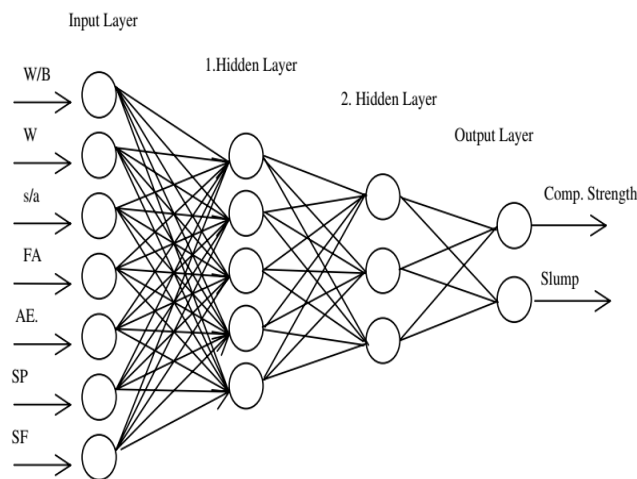


Fig. 2.9 — Architecture proposé par (Öztaş *et al.*, 2006).

D'autre part, [Baykasoğlu et al. \(2009\)](#) ont comparé trois méthodes de prédiction (analyse de régression, algorithmes génétiques (AG) et les réseaux de neurones artificiels (RNA)) de l'ouvrabilité du béton en utilisant six paramètres comme neurones d'entrée: le dosage en ciment, le rapport eau sur liant (ciment+ fumée de silice) (E/B), les granulats fins, les cendres volantes et un super plastifiant. Ils ont constaté que les réseaux de neurones génèrent les prédictions les plus précises. Les algorithmes génétiques sont également très bon en prédiction et a la capacité de relier les paramètres d'entrée aux paramètres de sortie en termes d'équations mathématiques nécessaires à la génération de modèles d'optimisation. Par contre, la précision de l'analyse est faible par rapport à celles des RNA et AG.

2.3.2 Prédiction des propriétés mécaniques du béton

[Noorzaei et al., \(2007\)](#) ont effectué des travaux théoriques et expérimentaux pour développer des réseaux de neurones pour la prédiction de la résistance du béton après 28 jours. Pour réaliser ce modèle, ils ont utilisé six paramètres d'entrée tels que le ciment, l'eau, la fumée de silice, les granulats fins, les gros granulats et les superplastifiants, comme indiqué sur la **figure 2.10**. Ils ont également employé deux couches cachées; la première est constituée de douze neurones et la deuxième constitué de six neurones avec un pôle supplémentaire (un biais) à l'extrémité de chaque couche. La sortie du réseau est la résistance à la compression du béton. La technique de rétropropagation a été utilisée dans ce travail.

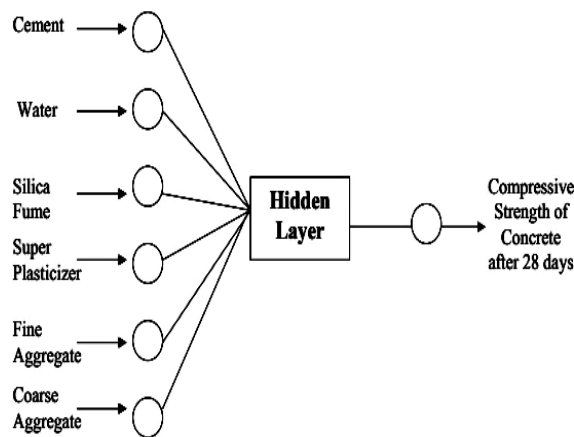


Fig. 2.10— Architecture proposé par ([Noorzaei et al., 2007](#)).

D'autres chercheurs ([Rasa et al., 2009](#)) ont proposé un modèle de prévision de la résistance du béton à base de fumée de silice (**Fig. 2.11**). Le processus a pris en considération la couche d'entrée, deux couches cachées (la première couche constituée de cinq neurones et la deuxième de trois neurones) et une couche de sortie de deux neurones. Ils ont employé cinq

paramètres d'entrée: le rapport E/C, le ciment, la fumée de silice, un super plastifiant et le type de ciment. La densité et la résistance à la compression de la pâte du ciment sont les neurones de sortie. Ils ont utilisé un réseau de type d'alimentation vers l'avant (feed-forward) et la technique de rétropropagation comme un algorithme d'apprentissage.

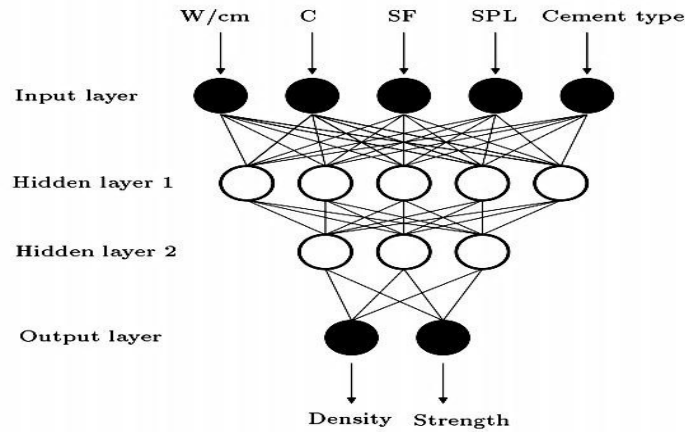


Fig. 2.11— Architecture proposé par (Rasa *et al.*, 2009).

Özcan *et al.*, (2009) ont comparé la méthode des réseaux de neurones artificiels (RNAs) et la logique flou (FL) pour prédire la résistance à la compression d'un béton à la fumée de silice. Ils ont utilisé les paramètres d'entrée suivants : le ciment, l'eau, la fumée de silice, les granulats, l'âge du béton et les plastifiants. Ils ont utilisé une seule couche cachée avec onze neurones. Les résultats de prédiction obtenus par RNAs et LF sont présentés sur la figure 2.12. Cette comparaison a montré que la méthode RNAs fournit de meilleurs résultats que celle de la logique floue (LF).

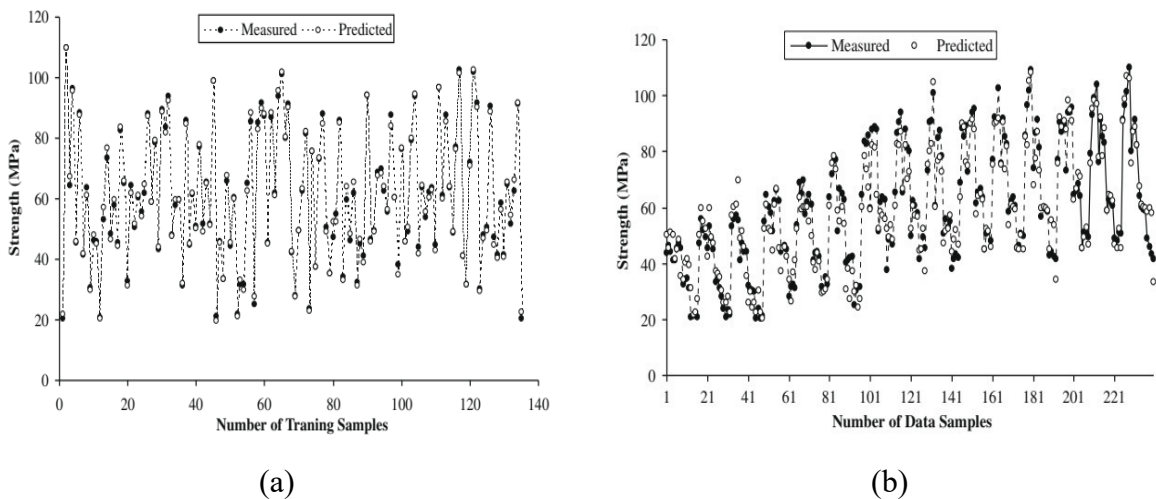


Fig. 2.12 — Les résultats de prédiction (a) RNA ; (b) LF (Özcan *et al.*, 2009).

Le modèle proposé par Saridemir (2009) s'inspire du précédent travail mais cette fois il a utilisé le métakaolin et la fumée de silice comme des additions au ciment pour prévoir la résistance à la compression des bétons à l'âge de 1, 3, 7, 28, 56, 90 et 180 jours. Les entrées utilisées dans ce modèle sont arrangées dans un format de huit paramètres qui sont: l'âge du spécimen, le ciment, le métakaolin, la fumée de silice, l'eau, le sable, les granulats et un super plastifiant. Il a employé deux réseaux: l'un avec une seule couche cachée de dix neurones et l'autre avec deux couches cachées (l'une avec neuf neurones l'autre avec huit neurones). La figure 2.13 montre les résultats obtenus et proposé par les deux architectures. Il a trouvé que l'architecture de deux couches cachées donne une meilleure prédiction.

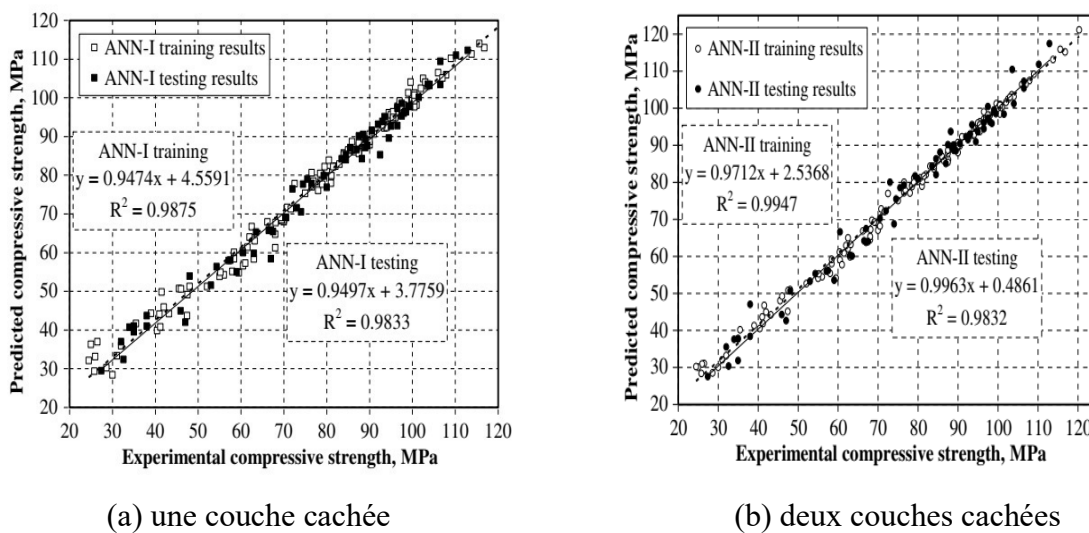


Fig. 2.13 — Les résultats obtenus par les deux architectures proposées (Saridemir, 2009).

Topçu *et al.*, (2007) ont utilisé les RNAs et la logique flou avec huit paramètres d'entrée: l'âge du spécimen, le ciment, la fumée de silice, l'eau, le sable, les granulats simples et recyclés et le superplastifiant. Ils ont pris en considération l'effet des granulats recyclés sur la résistance à la compression et la résistance de à la traction du béton à l'âge de 3, 7, 14, 28, 56 et 90 jours (Fig. 2.14). Ils ont utilisé une structure de perceptron multicouche comprenant deux couches cachées l'une de neuf neurones l'autre de huit neurones avec une couche de sortie de deux neurones. La figure 2.14 montre la performance des deux modèles proposés par ces auteurs.

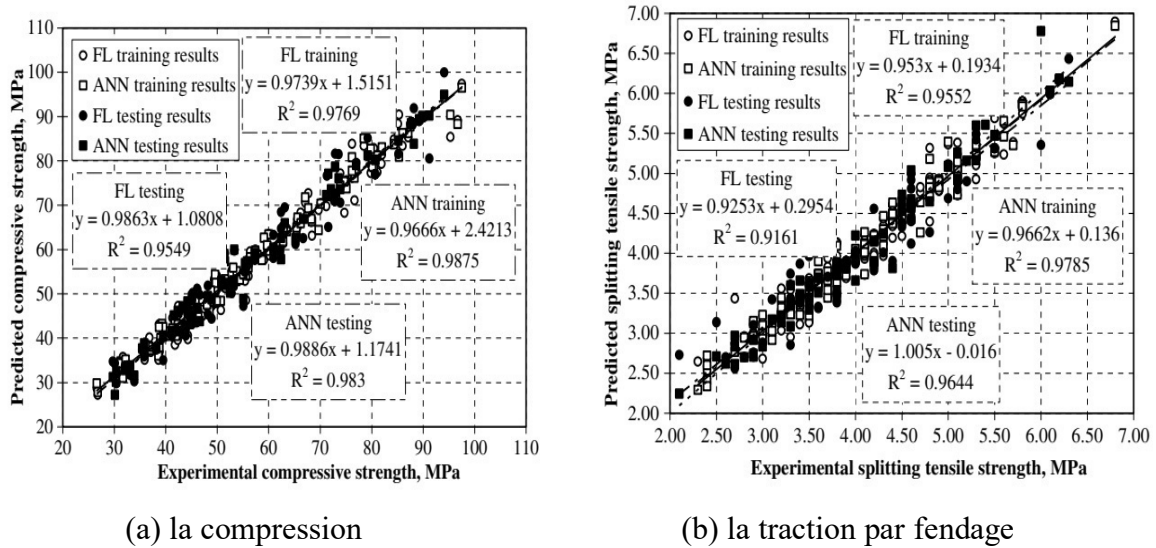


Fig. 2.14 — Les résultats obtenus par (Topçu *et al.*, 2007).

Prasad *et al.*, (2009) ont appliqué les RNAs aux bétons autoplaçants contenant un volume élevé des cendres volantes pour prédire la résistance à la compression du béton, comme illustré dans la figure 2.15.

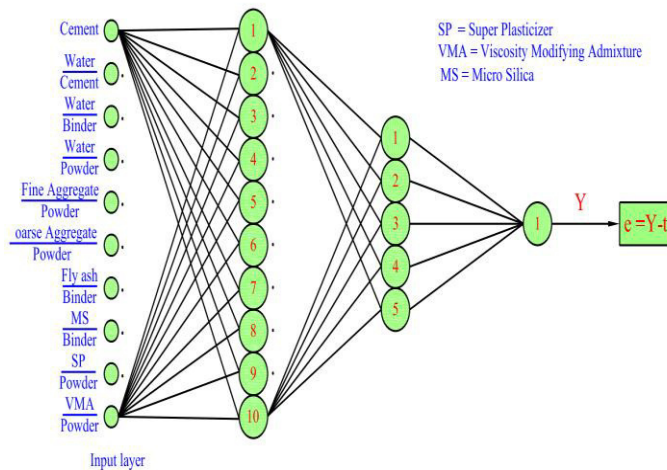


Fig. 2.15 — Architecture proposé par (Prasad *et al.*, 2009).

Altun *et al.*, (2008) ont prédit la résistance à la compression du béton léger contenant des fibres d'acier par la technique des RNAs. Trois paramètres d'entrées ont été utilisés: les fibres d'acier (SFD), l'eau (W) et le rapport eau sur ciment (W/C). Ils ont employé une seule couche cachée de quatre neurones (Fig. 2.16).

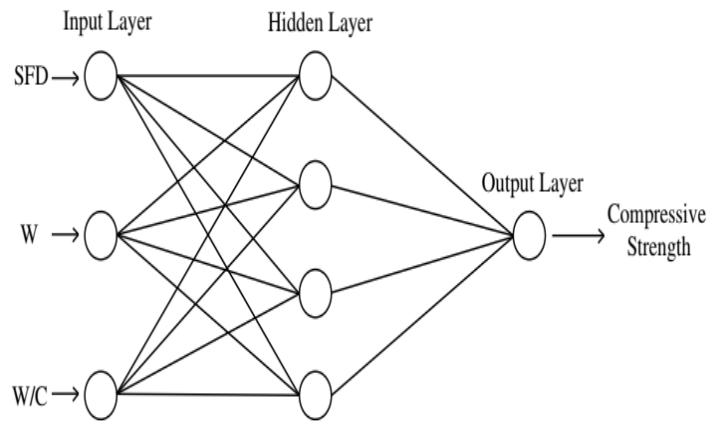


Fig. 2.16 — Architecture proposé par (Altun *et al.*, 2008).

Alshihri *et al.*, (2009) ont développé un modèle de réseaux de neurones artificiel pour prévoir la résistance à la compression d'un béton léger. Les paramètres utilisés comme neurones d'entrées sont: le sable, le rapport eau/ciment, les granulats fins légers, les gros granulats légers, la fumée de silice, les supersplastifiants et le temps de cure. Ils ont utilisé une architecture à quatre couches (8-14-6-4), les résultats de la prédiction de la résistance à la compression sont présentés à la figure 2.17. On constate que les résultats prévus sont assez proches des mesures réelles correspondantes

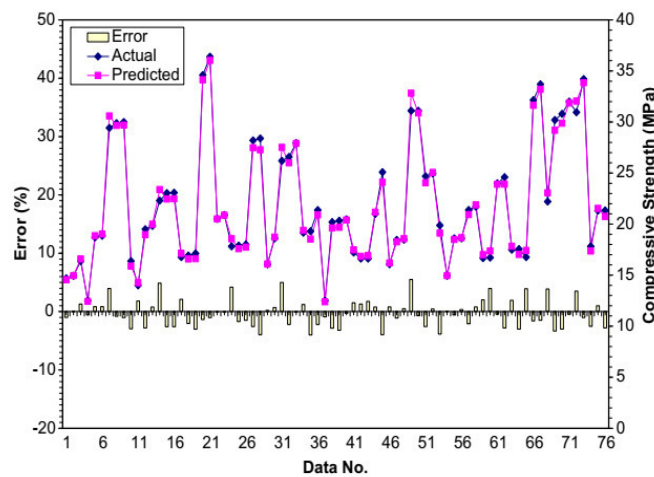


Fig. 2.17 — Résultats actuel et prédiction de la résistance à la compression du béton (Alshihri *et al.*, 2009).

Noorzaei *et al.*, (2008) ont proposé un modèle de prédiction de la résistance à la compression des BHR, contenant des cendres volantes et du laitier de haut fourneau à l'aide d'un réseau de neurone de rétropropagation. Les données utilisées dans ce travail sont

constituées de huit paramètres d'entrée (le ciment, l'eau, les gros granulats, les granulats fins, le fumé de silice, les supersplastifiants, les cendres volantes et le laitier de haut fourneau). L'élaboration de ce modèle a exploité les résultats de 368 échantillons rapportés de différentes sources de la littérature. Ils ont réparti au hasard 256 échantillons pour l'apprentissage et 112 échantillons pour le test. Ils ont employé deux couches cachées l'une avec dix neurones et l'autre avec huit neurones. La couche de sortie contient un seul neurone qui est la résistance à la compression du béton. Les résultats de prédiction de la résistance à la compression est donnée dans la figure 2.18.

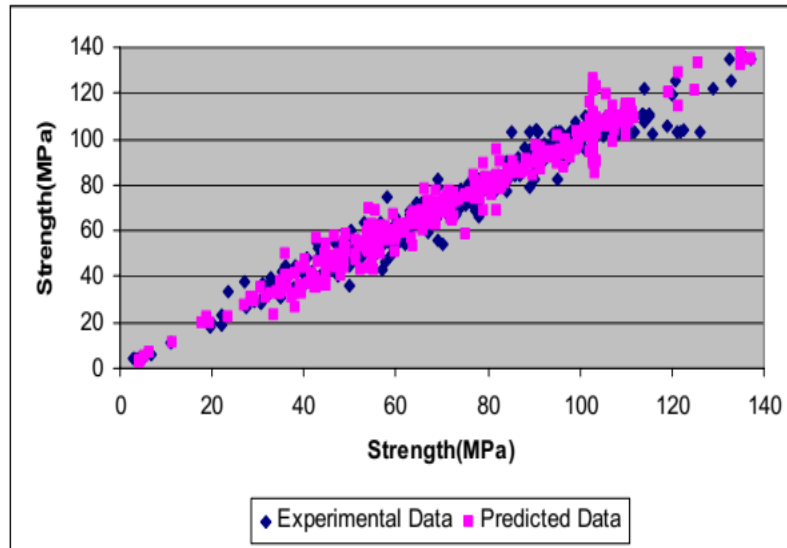


Fig. 2.18 — Résultats de prédiction de la résistance à la compression (Noorzaei *et al.*, 2007).

Yeh (1998) a comparé l'estimation de la résistance de béton par la méthode de RNAs avec la méthode d'analyse de régression. Il a étudié la relation entre la résistance de haute performance (BHP) et la teneur des autres constituants du béton. Ce travail vise à démontrer les possibilités de l'adaptation des RNAs pour prédire la résistance à la compression de béton de haute performance. La figure 2.19 représente l'étude paramétrique de ce travail.

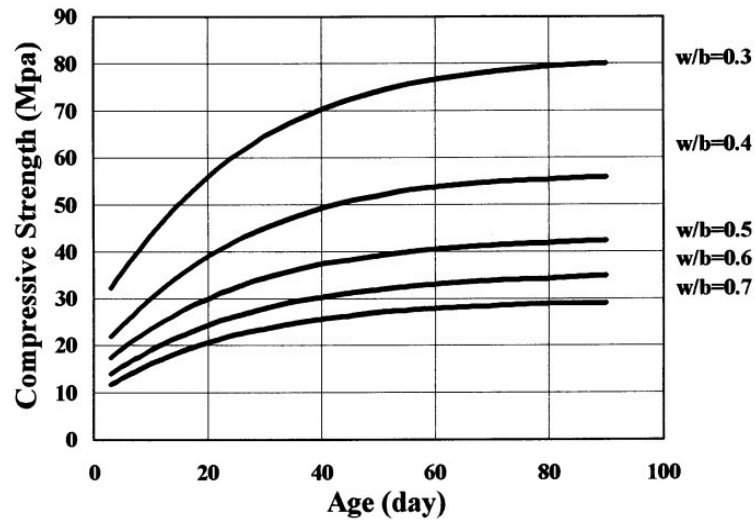


Fig. 2.19 — Prédiction de la résistance à la compression du béton en fonction de l'âge (Yeh, 1998).

2.3.3 Modélisation de la durabilité du béton

Kellouche *et al.*, (2017) ont proposé un modèle de prédiction de la profondeur de carbonatation du béton aux cendres volantes par la méthode des réseaux de neurones artificiels. Ils ont utilisé les conditions de cures, le pourcentage de CO_2 , et l'humidité relative comme neurones d'entrée. Ils ont validé leurs travaux par une comparaison avec les résultats d'autres chercheurs comme illustré dans la figure 2.20.

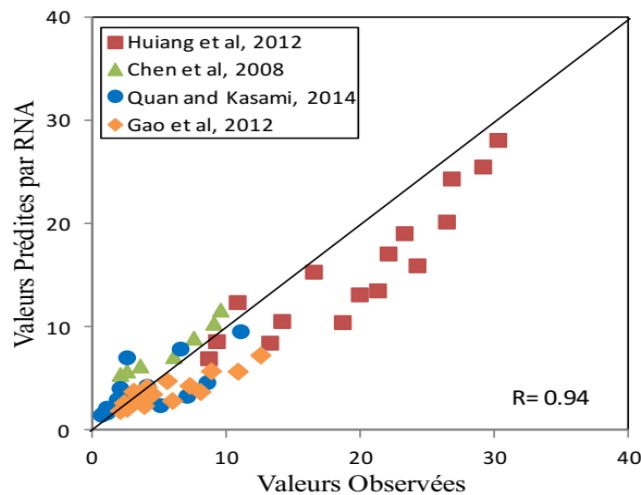


Fig. 2.20— Relations entre les valeurs observées et les valeurs prédites (Kellouche *et al.*, 2017).

Diab *et al.*, (2014) ont prédit les propriétés des mortiers et bétons soumis à l'attaque de sulfate. Ils ont utilisé le contenu en C_3A et la concentration de Sulfate SO_3 comme nœuds d'entrée du réseau de neurones. Ce modèle permet la prévision de la résistance et de l'expansion en fonction du temps du béton comme le montre la figure 2.21.

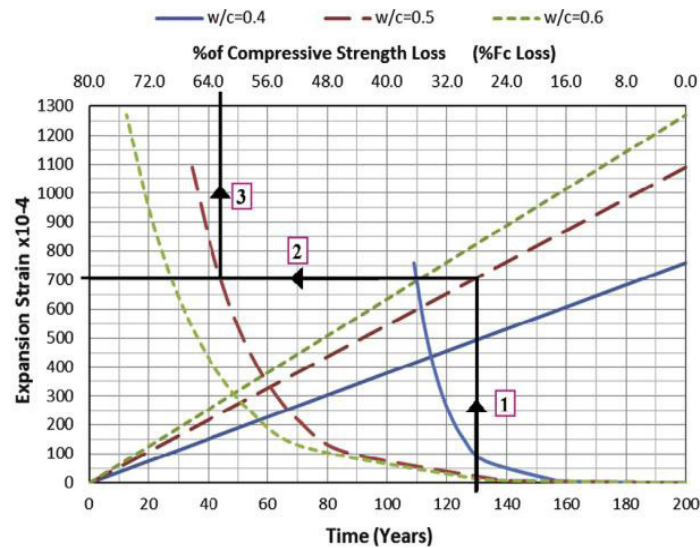


Fig. 2.21 — Perte de la résistance et l'expansion en fonction du temps du béton (Diab *et al.*, 2014).

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons, en premier lieu, procédé à une présentation des réseaux de neurones à partir de leurs propriétés fondamentales.

Nous avons consacré la fin de ce chapitre à une présentation des travaux relatifs à l'estimation des propriétés du béton par la méthode des réseaux de neurones artificiels. On a constaté que la méthode des RNAs a été utilisée pour la prévision de toutes les propriétés du béton.

Bien que ces modèles ne soient pas le thème d'étude de cette thèse, ils restent importants car ils sont à l'origine de nombreuses recherches dans la littérature qui nous donnent une idée pour structurer notre travail.

Chapitre 3

Conception et Analyse des Bases de Données

3.1 Introduction

Le but de cette étape de la thèse est de créer une base de données fiable et suffisante pour modéliser le comportement de la résistance à la compression et la profondeur de carbonatation du béton contenant le filler calcaire. Essentiellement, le béton étudié se compose de ciment Portland substitué partiellement avec différents taux de filler calcaire selon les normes en vigueur ou les dépassants parfois. Les formulations du béton (particulièrement les ciments) prises en considérations dans cette étude proviennent de différents laboratoires mondiaux et de différentes usines et dépôts de matières premières, pour obtenir les modèles généraux les plus possibles pouvant être utilisés dans une gamme limitée.

En outre, plusieurs paramètres influent sur la résistance à la compression et la profondeur de carbonatation du béton, tels que le rapport eau sur liant, les conditions environnementales, la durée et le type de condition de cure pris en compte. Les données étant de plusieurs types (nombres réel, temps, pourcentages... etc.).

Nous présenterons dans ce chapitre la base de données de chaque modèle proposé.

3.2 Base de données du premier modèle (RNA1)

Les données ci-dessous ont été recueillies à partir de différents travaux de laboratoires mondiaux et nationaux, différentes thèses de recherche, visent à établir une base de données fiable pour le développement de modèle de résistance à la compression. Les données de la résistance à la compression du béton ont été rassemblées à tous les âges comprenant le poids par mètre cube de chaque composant de béton. Les données que nous voulons utiliser dans le premier modèle sont présentées dans un format des unités de mesure comme le MPa, Kg/m³, jours, %, ...etc.

3.2.1 Sélection des données de (RNA1)

Lors de la création d'une base de données fiable, elle doit être traitée selon des conditions. La sélection des données soumise aux mêmes conditions comme:

- La condition de cure de 20 °C (où la température ambiante);
- Le diamètre de sable entre (0/4 et 0/5);
- Le diamètre de gravier ($D_{\max}=25$ mm);
- Le type de ciment « Ciment Portland » (CEMI);
- La forme des éprouvettes (cylindre);

Les gammes des paramètres d'entrées et de sorties et les sources de données utilisées dans le premier modèle sont résumés dans le tableau 3.1. Une base de données de 360 formulations est collectée et sélectionnée de six sources différentes dans la littérature, qui ont été utilisées pour construire le modèle RNA1.

Tableau 3.1 — Gammes des constituants et des propriétés du premier modèle (RNA1).

Source de données	Liant (Kg/m ³)	Filler Calcaire (%)	Gravier (Kg/m ³)	Sable (Kg/m ³)	Eau/Liant	Super-plastifiant (%)	Âge (Jours)	Rc (Mpa)
(Meddah <i>et al.</i> , 2014).	235-410	0-45	1200	625-730	0.45-0.79	0.3-0.11	1-365	01-56.8
(Lollini <i>et al.</i> , 2014).	250-400	0-30	1180-1289	635-694	0.42-0.61	0.8-2.6	1-180	15.4-70.0
(Ramezani-anpour <i>et al.</i> , 2009).	350	0-20	732-974	950-1050	0.37-0.55	0-1.4	3-180	9.2-53.6
(Cam <i>et al.</i> , 2010).	416	0-15	906-962	797-864	0.34-0.4	0.2-0.5	7-56	32.8-60.9
(Tsivilis <i>et al.</i> , 2003).	270-330	0-35	762-912	1002-1134	0.62-0.7	0-0.73	7-28	21.6-31.9
(Marques <i>et al.</i> , 2008).	330-390	0-35	1000-1040	740-840	0.55	0	28-365	32.1-57.0
Total	235-416	0-45	732-1298	625-1050	0.34-0.79	0-2.6	1-365	01-70

3.2.2 Comportement des variables vis-à-vis la résistance à la compression

Afin de bien comprendre le comportement de chaque paramètre en fonction de la résistance à la compression, nous avons tracé les figures 3.1 (a-j) à l'aide de MATLAB R2015a. D'une manière générale, la résistance à la compression du béton augmente avec l'augmentation du liant, et de pourcentage de superplastifiant. Elle diminue avec l'augmentation du pourcentage de remplacement de filler calcaire et du rapport E/L. bien qu'il y ait des points atypiques susceptibles de perturber la performance du modèle, mais leur élimination n'aura lieu qu'ultérieurement, on voit que la relation entre la résistance à la compression du béton et chaque variable est en concordance avec la littérature. Cela explique le bon choix des articles pour construire notre base de données.

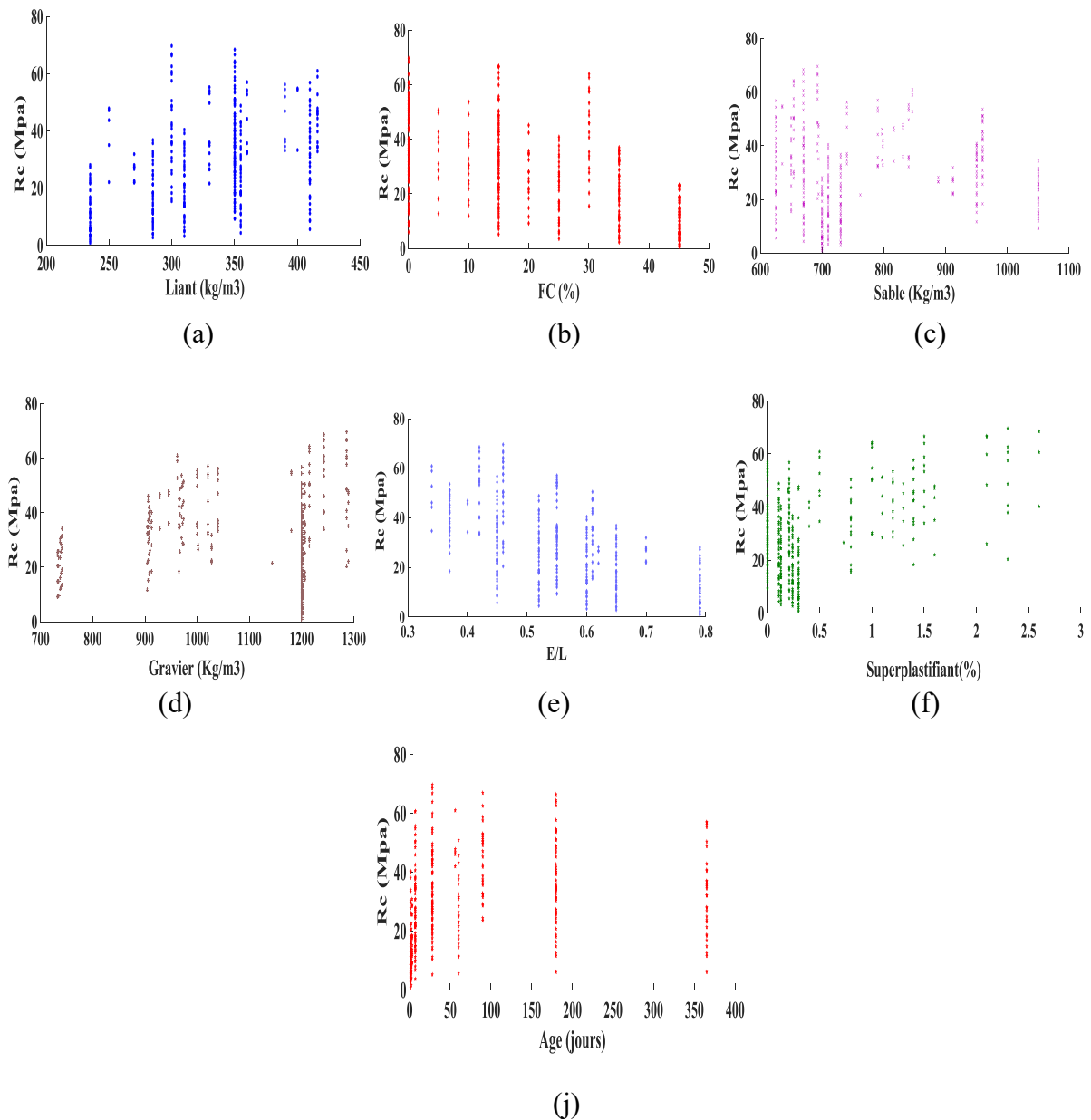


Fig. 3.1 — Comportement des variables vis-à-vis la résistance à la compression du béton: (a) Liant, (b) Filler calcaire, (c) Sable, (d) Gravier, (e) E/L, (f) Sp et (j) Âge.

3.2.3 Distribution des données du premier modèle

Pour l'élaboration du premier modèle RNA1, nous nous sommes basés sur les résultats expérimentaux issus des travaux réalisés dans les publications de différents chercheurs.

Le tableau 3.2 présente l'organisation de la base de données et la composition de béton utilisé (résultats issus de la littérature).

La figure 3.2 présente la distribution de la base de données selon les régions mondiales et. Nous avons constaté que 70% de données sont d'origine Asiatique partagées entre [Meddah et al., 2014](#) et [Ramezani pour et al., 2009](#) et le reste des données est partagée entre l'Europe et l'USA.

Tableau 3.2 — Organisation de la base de données du Premier modèle (RNA1).

Source de données	Nombre de données	Distribution de données
(Meddah <i>et al.</i> , 2014).	175	49%
(Lollini <i>et al.</i> , 2014).	59	16%
(Ramezani pour <i>et al.</i> , 2009).	75	21%
(Cam <i>et al.</i> , 2010).	15	4%
(Tsilivis <i>et al.</i> , 2003).	12	3%
(Marques <i>et al.</i> , 2008).	24	7%
Total	360	100(%)
Nombre des données pour l'apprentissage	252	70(%)
Nombre des données pour le teste	54	15(%)
Nombre des données pour la validation	54	15(%)

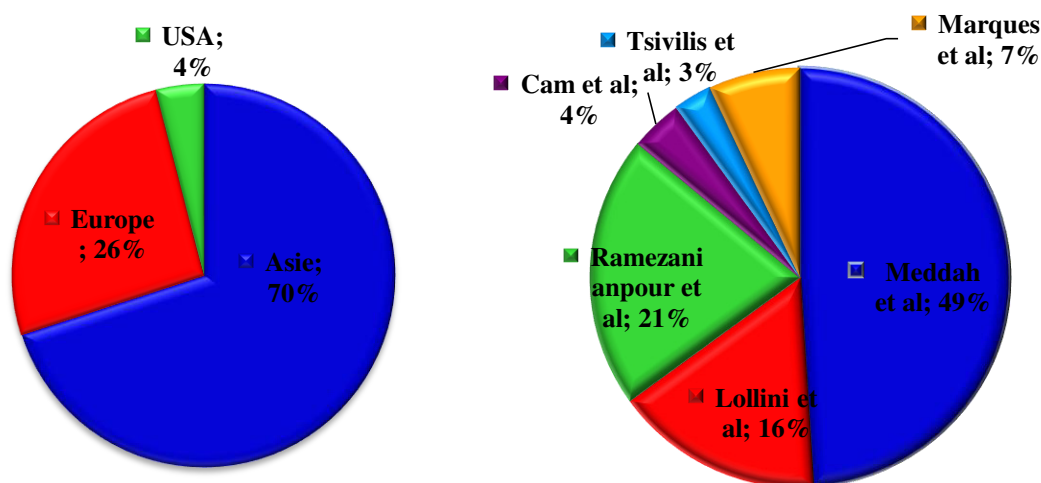


Fig. 3.2 — Distribution des données selon les régions et les hauteurs.

Les tableaux 3.3 et 3.4 présentent, respectivement, les compositions chimiques, physiques et minéralogiques en pourcentage de ciment et de filler Calcaire des matériaux utilisés. Nous avons constaté que le filler calcaire contient plus de 75% de carbonate de calcium (CaCO_3). La figure 3.3 présente la distribution des données de RNA1 de chaque paramètre.

Tableau 3.3 — Compositions chimiques (%) de ciment (CPO) et de filler Calcaire (FC).

Auteur	Type de matériau	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	CaO	MgO	K ₂ O	Na ₂ O	SO ₃	TiO ₂	CaCO ₃
Meddah <i>et al.</i> , 2014	CPA	21.4	4.7	2.7	65.2	1.0	-	-	2.9	-	-
	FC	1.1	0.06	0.09	54.7	0.3	-	-	-	0.01	-
Lollini <i>et al.</i> , 2014	CPA	20.45	5.28	2.84	63.46	1.53	1.02	0.29	3.29	0.24	-
	FC	15.78	1.98	0.80	43.76	1.10	0.57	0.06	0.27	0.11	-
Ramezani- npour <i>et al.</i> , 2009	CPA	21.5	3.68	2.76	61.5	4.8	0.95	0.12	2.5	0.04	-
	FC	1.47	0.22	0.29	54.77	0.3	0.08	0.05	0.06	0.05	97.8
Cam <i>et al.</i> , 2010	CPA	20.2	4.7	3.0	61.9	2.6	0.82	0.19	3.29	0.24	-
	FC	0.8	0.17	0.1	-	0.5	-	-	0.27	0.11	98
Tsivilis <i>et al.</i> , 2003	CPA	21.96	5.15	3.78	65.95	1.76	0.56	0.12	-	-	-
	FC	0.55	0.40	0.17	53.47	1.02	0.03	0.01	0.52	-	95.5
Marques <i>et al.</i> , 2008	CPA	19.45	4.17	3.51	62.42	2.2	-	-	2.90	-	-
	FC	15.04	3.33	2.96	61.09	3.3	-	-	2.51	-	-

Tableau 3.4 — Compositions physiques et minéralogiques de ciment et de filler Calcaire.

Auteur	Matériaux Cimentaire	Propriétés physiques		Compositions minéralogiques			
		Finensse m ² /kg)	Densité (kg/m ³)	C ₃ S	C ₂ S	C ₃ A	C ₄ AF
Meddah <i>et al.</i> , 2014.	CPA	381	3140	67.3	10.6	7.9	8.2
	FC	638	2700	-	-	-	-
Lollini <i>et al.</i> , 2014.	CPA	534	-	-	-	-	-
	FC	610	-	-	-	-	-
Ramezani- npour <i>et al.</i> , 2009.	CPA	320	-	51	23	5	8
	FC	330	-	-	-	-	-
Cam <i>et al.</i> , 2010.	CPA	-	-	-	-	-	-
	FC	-	-	-	-	-	-
Tsivilis <i>et al.</i> , 2003.	CPA	260	2400	61.6	16.5	7.3	11.5
	FC	340	-	-	-	-	-
Marques <i>et al.</i> , 2008.	CPA	441	3110	-	-	-	-
	FC	549	2990	-	-	-	-

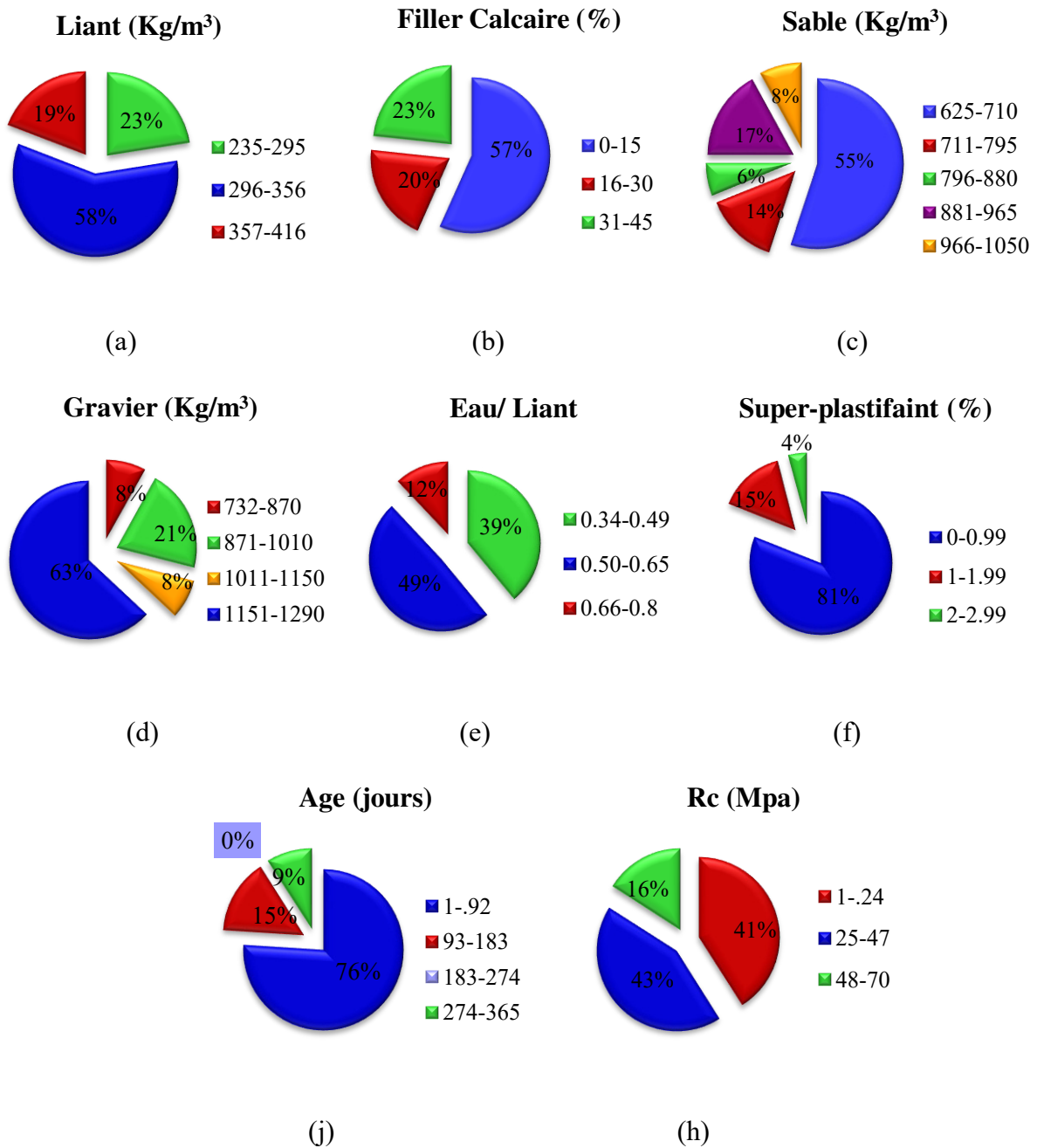


Fig. 3.3 — Distribution quantitative des paramètres: (a) Liant, (b) Filler calcaire, (c) Sable, (d) Gravier, (e) E/L, (f) Sp, (j) Age et (h) Rc (Mpa).

3.3 Base de données du deuxième modèle (RNA2)

3.3.1 Sélection des données de (RNA2)

La sélection des données soumise aux mêmes conditions comme:

- Le diamètre de sable entre (0/4 et 0/5) ;
- Le diamètre de gravier ($D_{max}=25$ mm) ;
- Le type de ciment « Ciment Portland » (CEMI) ;

Les gammes des paramètres d'entrée et le programme de simulation utilisé dans la présente étude sont résumés dans le tableau 3.5. Une base de données de 319 formulations est collectée et sélectionnée de six sources différentes dans la littérature, ont été utilisées pour construire le modèle RNA2.

Tableau 3.5 — Gammes des constituants et des propriétés du deuxième modèle (RNA2).

Source de données	Liant (Kg/m ³)	Filler Calcaire (%)	Liant/Aggregate	Eau/Liant	Cure (Jours)	Âge (Jours)	CO ₂ (%)	RH (%)	Pc (mm)
(Hainer, 2015)	402-592	0-40	0.3-0.44	0.3-0.6	2-28	28-56	2	65	0-11.7
(Rabehi, 2014)	300-450	0-35	0.16-0.25	0.44-0.67	0-28	60-180	50	66	0.2-10.5
(Bogas <i>et al.</i> , 2016)	300-400	0-30	0.17-0.23	0.45-0.65	6	7-365	3	60	2.35-66.4
(Neves, 2012)	280-470	0-20	0.15-0.28	0.39-0.61	7	14-120	5	65	0.25-17.3
(Lollini <i>et al.</i> , 2014)	250-400	0-30	0.13-0.22	0.42-0.61	1-28	28-30	2	65	1.1-11.5
(Meddah <i>et al.</i> , 2014)	285-355	0-45	0.15-0.19	0.52-0.65	28	140	4	55	11-42
Total	250-592	0-45	0.13-0.44	0.3-0.67	0-28	7-365	2-50	55-66	0-66.4

3.3.2 Comportement des variables vis-à-vis la carbonatation

Pour avoir une idée globale sur le comportement de chaque paramètre (variable) en fonction de la profondeur de carbonatation, on a tracé les figures 3.1 (a-j) à l'aide de MATLAB R2015a. D'une manière générale, la profondeur de carbonatation du béton diminue avec l'augmentation du liant, du rapport E/L, de pourcentage de l'humidité relative et de temps de cure. Elle augmente avec l'augmentation de pourcentage de remplacement de filler calcaire, le CO₂. Bien qu'il y ait des points aberrants qui peuvent perturber la performance du modèle, et qu'on va les éliminer ultérieurement, on voit que la relation entre la profondeur de carbonatation du béton et chaque variable est en concordance avec la littérature. Cela explique le bon choix des articles pour construire notre base de données.

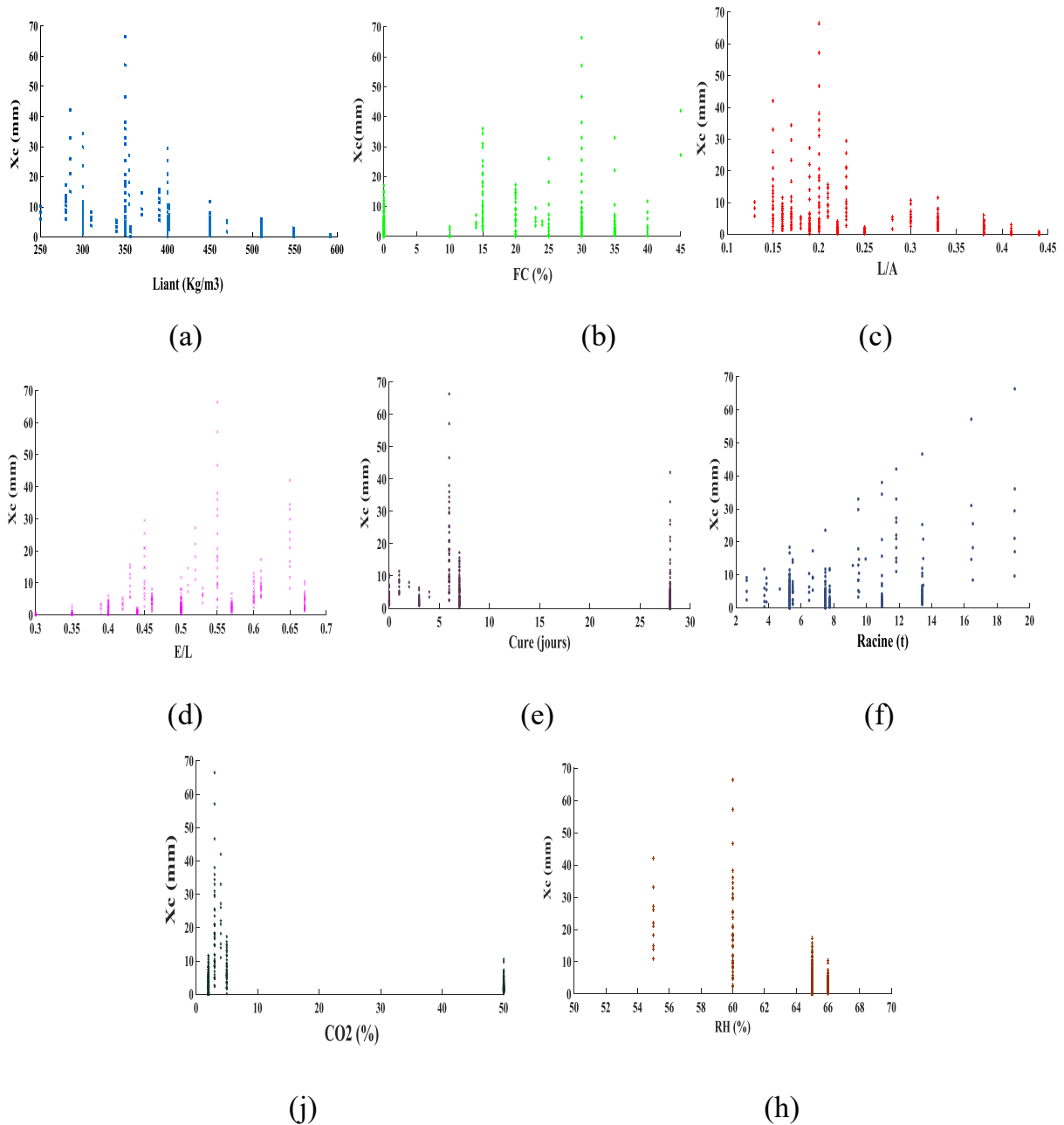


Fig. 3.4 — Comportement des variables vis-à-vis la profondeur de carbonatation de béton:
 (a) Liant, (b) Filler calcaire, (c) Liant /Agrégats, (d) E/L, (e) Cure,
 (f) Racine de temps, (j) CO₂ et (h) RH.

3.3.3 Distribution des données du deuxième modèle

Pour l'élaboration du deuxième modèle RNA2, nous nous sommes basés sur les résultats expérimentaux issus de travaux réalisés dans les thèses de doctorat et les publications des différents chercheurs.

Le tableau 3.6 présente une base de données sur la profondeur de carbonatation et la composition de béton utilisé (résultats issus de la littérature).

Tableau 3.6 — Organisation de la base de données du deuxième modèle (RNA2).

Source de données	Nombre de données	Distribution de données
(Hainer, 2015).	100	31%
(Rabehi, 2014).	96	30%
(Bogas et al., 2016).	42	13%
(Neves, 2012).	37	12%
(Lollini <i>et al.</i> , 2014).	34	11%
(Meddah <i>et al.</i> , 2014).	10	3%
Total	319	100(%)
Nombre des données pour l'apprentissage	223	70(%)
Nombre des données pour le teste	48	15(%)
Nombre des données pour la validation	48	15(%)

La figure 3.5 présente la distribution de la base de données selon les régions mondiales. On constate que 70% de données sont d'origine Européenne (Hainer, 2015; Lollini *et al.*, 2014; Bogas *et al.*, 2016; Neves, 2012) et le reste des données est partagé entre l'Algérie (Rabehi, 2014) et l'Asie (Meddah *et al.*, 2014). Ce qui veut dire que notre modèle proposé sera plus adéquat pour les régions Européennes et moins adéquat pour l'Algérie.

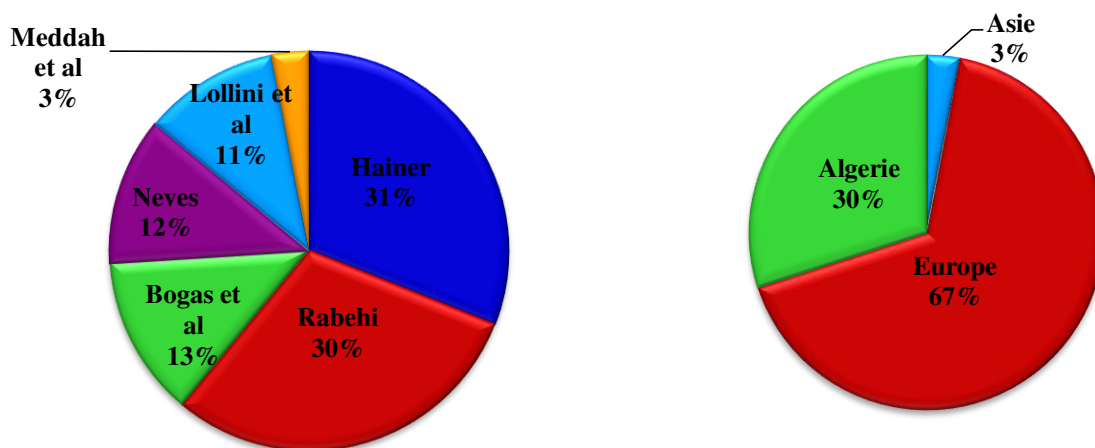


Fig. 3.5 — Distribution des données selon les régions et les auteurs.

Les tableaux 3.7 et 3.8 présentent les compositions physiques, minéralogiques et chimiques, en pourcentage de ciment et de filler Calcaire des matériaux utilisés. Nous avons constaté que le filler calcaire contient plus de 75% de carbonate de calcium (CaCO_3).

Tableau 3.7 — Composition physiques et minéralogique de ciment (CPO) et de filler Calcaire (FC).

Auteur	Matériaux Cimentaire	Propriétés physiques		Compositions minéralogiques			
		Finesse (m ² /kg)	Densité (kg/m ³)	C ₃ S	C ₂ S	C ₃ A	C ₄ AF
Hainer, 2015	CPA	-	-	66.6	10.3	5.6	9.6
	FC	380->1000	-	59.9-33.3	9.3-5.2	5-2.8	8.6-4.8
Rabehi, 2014	CPA	392	3100	61.34	14.83	7.04	11.05
	FC	-	-	-	-	-	-
Bogas et al., 2016	CPA	439	3080	-	-	-	-
	FC	-	2700	-	-	-	-
Neves, 2012	CPA	-	-	-	-	-	-
	FC	-	-	-	-	-	-
Lollini et al., 2014	CPA	260	-	-	-	-	-
	FC	-	-	-	-	-	-
Meddah et al., 2014	CPA	441	-	67.3	10.6	7.9	8.2
	FC	549	-	-	-	-	-

Tableau 3.8 — Composition chimiques (%) de ciment (CPO) et de filler Calcaire.

Auteur	Type de matériau	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	CaO	MgO	K ₂ O	Na ₂ O	SO ₃	TiO ₂	CaCO ₃
Hainer, 2015	CPA	21.4	4.7	2.7	65.2	1.0	-	-	2.9	-	-
	FC	1.1	0.06	0.09	54.7	0.3	-	-	-	0.01	79-98.1
Rabehi, 2014	CPA	21.36	4.98	3.63	65.86	2.06	0.77	0.08	0.93	-	-
	FC	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Bogas et al., 2016	CPA	18.49	4.95	3.61	63.11	1.62	-	-	-	-	-
	FC	5.05	1.34	0.82	50.89	0.57	-	-	-	-	-
Neves, 2012	CPA	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	FC	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Lollini et al., 2014	CPA	20.45	5.28	2.84	63.46	1.53	1.02	0.29	3.29	0.24	-
	FC	15.78	1.98	0.80	43.76	1.10	0.57	0.06	0.27	0.11	-
Meddah et al., 2014	CPA	21.4	4.7	2.7	65.2	1.0	-	-	2.9	-	-
	FC	1.1	0.06	0.09	54.7	0.3	-	-	-	0.01	-

La figure 3.6 présente la distribution des données de RNA2 de chaque paramètre.

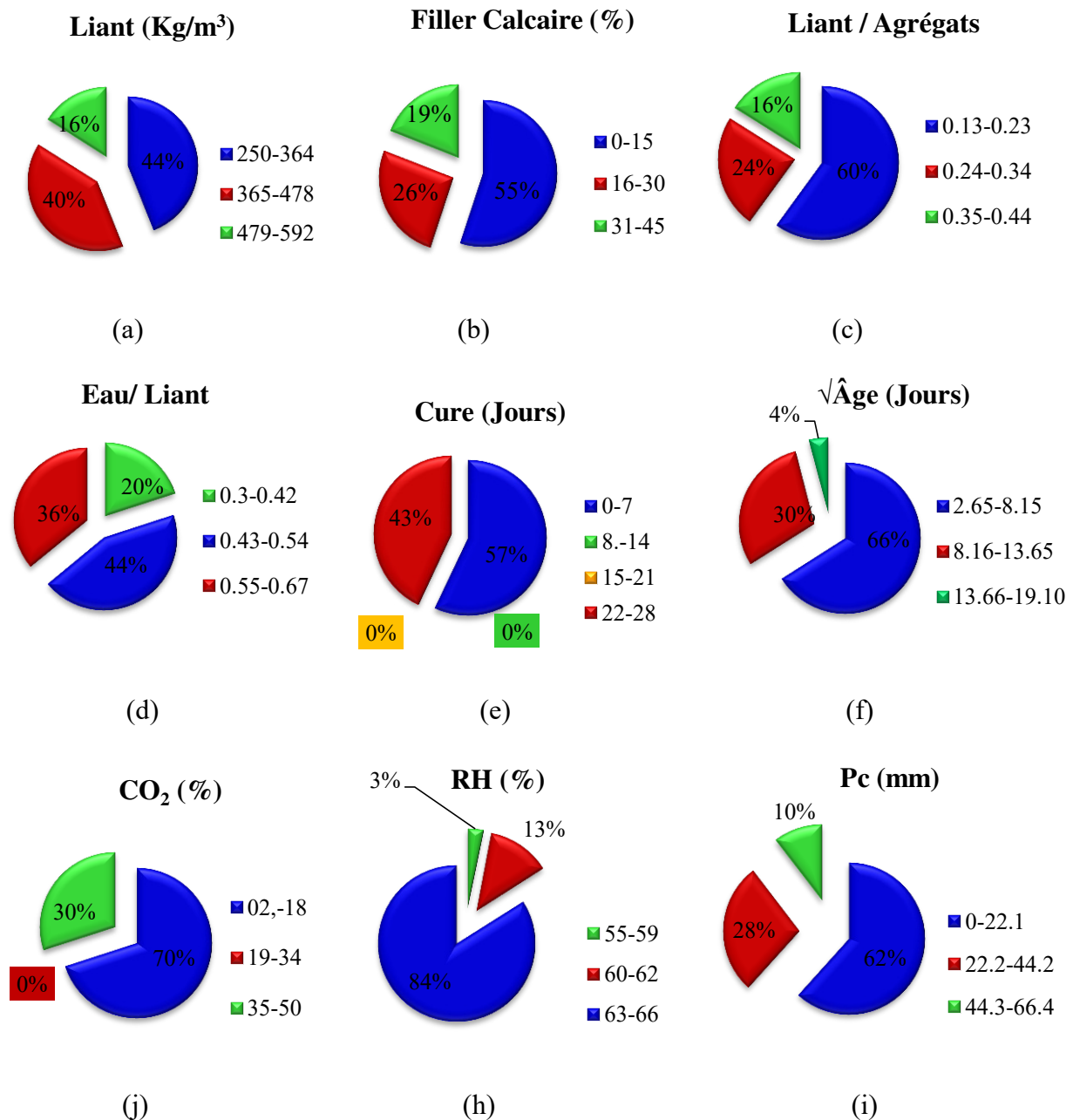


Fig. 3.6 — Distribution quantitative des paramètres: (a) Liant, (b) Filler calcaire, (c) Liant/ Agrégats, (d) Eau/ Liant, (e) Cure, (f) √Âge, (j) CO₂, (h) RH et (i) Pc.

3.4 Organisation des bases de données (bdrna1, bdrna2)

Les essais sur lesquels nous nous sommes basés utilisent un béton ordinaire contenant de ciment Portland « CEM I » remplacé partiellement par le filler calcaire. Ce type de ciment est une simulation de ciment Portland composé « CEM II LL ».

Le tableau (3.9) ci-dessous montre l'organisation détaillée de la base de données utilisée.

Tableau 3.9 — Les bases de données détaillées

Mélanges	Conditions de l'environnement	Spécimens	Propriétés Mécaniques	Durabilité
1- Ciment	1- Température	1- La forme	1- Résistance à la compression	1- Carbonatation
2- Filler Calcaire	2- Humidité Relative	2- Le Type		
3- Gravier	3- Type de Cure			
4- Sable	4- Temps de Cure			
5- Eau				
6-Super-plastifiant				

3.5 Conclusion

L'objectif principal de ce chapitre est de fournir un rapport détaillé sur la base de données pour chaque modèle proposé. Bien qu'il soit difficile d'obtenir une base de données fiable selon les mêmes conditions, mais on peut le traiter pour reconstruire la base de données avec les mêmes conditions mises en œuvre. Ce traitement permet de maximiser la complétude de la base de données pour obtenir un modèle plus précis et plus concordant avec les résultats théoriques.

Le béton est constitué en général de deux composants principaux qui sont la pâte de ciment et les matériaux inertes. Donc, la pâte de ciment est constituée de ciment portland, d'eau et un peu d'air soit sous la forme des vides d'air piégé naturellement qui influent sur la résistance du béton. Les matériaux inertes sont généralement composés de granulats fins tels que le sable et de gros granulats comme le gravier. Nous avons conclu enfin qu'un béton ordinaire avec ajout est un béton simple en ses constituants qui permet d'exécuter la méthode de réseaux de neurones pour évaluer sa résistance à la compression et la profondeur de carbonatation. Ce qui nous a permis de l'utiliser comme un modèle de travail.

Chapitre 4

*Modèle de Prédiction de la Résistance à la
Compression*

4.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'élaborer un modèle par les réseaux de neurones artificiels pour la prédiction de la résistance du béton au filler calcaire (FC) en utilisant le logiciel MATLAB. Cependant, cette propriété mécanique est importante dans la caractérisation du béton, qui est habituellement mesurée après un traitement de cure standard de 28 jours. Afin de réaliser ce travail, les résultats expérimentaux de 360 spécimens ont été recueillis de la littérature. La boîte à outils de réseau de neurone de MATLAB a été utilisée afin de prévoir la résistance à la compression du béton sans effectuer de vrais essais, en utilisant les essais prédéterminés.

Au cours de ce travail nous avons choisi le modèle de perceptron multicouche avec un algorithme de rétropropagation. Ce modèle est généralement utilisé dans les problèmes d'apprentissage supervisé. Nous avons élaboré un modèle qui décrit la résistance à la compression des bétons durcis à base de ciment Portland contenant le filler calcaire avec une très grande fiabilité.

4.2 Sélection des variables d'entrée

Une procédure pas à pas descendante consiste à exclure une ou deux variables pour sélectionner les variables d'entrée présentées dans ce modèle, ainsi déterminer le coefficient de corrélation (R) qui correspond. Le choix de nombres de variables par ce processus de sélection doit nous fournir un modèle ayant une bonne corrélation. Les données sont énumérées dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1 — Choix des variables du *Levenberg -Marquardt* (LM) du premier modèle.

Nombre de variables	Variables d'entrée		Nombre de variables	Variables d'entrée	R
07	L(kg/m ³), FC(%), G (kg/m ³), S(kg/m ³), E/L, Sp (%), A (jours).	0.99001	06	L(kg/m ³), FC(%), S(kg/m ³), E/L, Sp (%), A (jours).	0.89598
06	L(kg/m ³), FC(%), G (kg/m ³), S(kg/m ³), E/L, Sp (%).	0.83711	06	L(kg/m ³), G (kg/m ³), S(kg/m ³), E/L, Sp (%), A (jours).	0.88432
06	L(kg/m ³), FC(%), G (kg/m ³), S(kg/m ³), E/L, A (jours).	0.92131	06	FC(%), G (kg/m ³), S(kg/m ³), E/L, Sp (%), A (jours).	0.90962
06	L(kg/m ³), FC(%), G (kg/m ³), S(kg/m ³), Sp (%), A (jours).	0.98523	05	L(kg/m ³), FC(%), E/L, Sp (%), A (jours).	0.95931
06	L(kg/m ³), FC(%), G (kg/m ³), E/L, Sp (%), A (jours).	0.98623	05	L(kg/m ³), FC(%), G (kg/m ³), S(kg/m ³), E/L.	0.83826

4.3 La gamme des données

Les données utilisées dans RNAs sont arrangées dans un format de sept paramètres d'entrées qui sont : le liant, le pourcentage de filler calcaire, le gravier, le sable, le rapport eau/liant, le superplastifiant et l'âge de spécimen. L'intervalle des valeurs limites d'entrée et les variables utilisées pour réaliser correctement notre modèle de RNA1 sont montrées et énumérées dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2 — Les gammes d'entrées et de sorties utilisées.

Contenu	Abbréviation	Unités	Minimum	Maximum
Liant	L	(K/m ³)	235	416
Filler Calcaire	FC	(%)	0	45
Gravier	G	(K/m ³)	733	1289
Sable	S	(K/m ³)	650	1050
Rapport Eau sur Liant	E/ L	-	0.34	0.79
Superplastifiant	Sp	(%)	0	2.6
Age	A	(jours)	01	365
Résistance à la Compression	Rc	(MPa)	01	70

4.4 Distribution de la base de données

Dans l'objectif de distribuer les données aléatoirement entre l'apprentissage et le test. Le premier groupe de données fait l'apprentissage de réseau et le deuxième groupe de données de test et de validation pour évaluer les performances du modèle élaboré. La distribution de la base de données entre la phase de l'apprentissage et la phase de test du modèle RNA1 est présentée dans le tableau 4.3.

Tableau 4.3 — Distribution de la base de données de la résistance à la compression de béton.

La Source de données	Nombre total de données	Distribution de données	Nombre de données de l'apprentissage	Nombre de données de test
Meddah et al., (2014).	100	31.3 %	70	30
Lollini et al., (2014).	96	30.1%	67	29
Ramezani pour et al., (2009).	42	13.2 %	29	13
Cam et al., (2010).	37	11.6 %	26	11
Tsivilis et al., (2003).	34	10.7 %	24	10
Marques et al., (2008).	10	3.1 %	7	3
Total	360	100%	223	96

4.5 Prétraitement des données

Les réseaux de neurones sont capables de traiter les données dans un certain format à cause de la sensibilité aux magnitudes absolues (Oreta *et al.*, 2003).

Par ailleurs, il s'est avéré que pour éviter les différences d'échelle entre les données impliquées dans le réseau, nous avons effectué un processus de normalisation selon la fonction utilisée, afin d'obtenir une même gamme de toutes les entrées et les sorties. L'une des raisons de prétraitement des données est l'utilisation de deux fonctions de transfert **Log-sigmoïde** et **Tan-sigmoïde** dans le réseau.

En outre la propriété de la fonction sigmoïde est asymptotique à la valeur 0 et +1 ; pour Log-sigmoïde et -1 et +1 pour Tan-sigmoïde sans dépasser cet intervalle de chaque fonction et donc le taux de l'apprentissage devient très lent. Par conséquent, afin de rendre plus rapide, au lieu de normaliser les données entre +1 et -1, elles sont normalisés entre 0 et +1 avec la possibilité de réduire l'intervalle de chaque fonction, plusieurs études ont été déjà faite sur l'exemple des travaux de Prasad *et al.* en 2009 sur les BHP et les BAP, alors, ils ont choisi de normaliser leurs données dans un intervalle qui varie entre -0.8 et +0.8 (Prasad *et al.*, 2009).

Cependant, les limites supérieures et inférieures de la sortie d'une fonction de transfert sigmoïde sont respectivement entre 1 et 0. Les fonctions sigmoïdales sont des fonctions non linéaires, à cause de ça il devient essentiel de normaliser les données avant l'apprentissage du réseau. On lui recommande donc de normaliser les données d'entrée et de sortie avant de les présenter au réseau. Cette normalisation a été obtenue par l'équation suivante:

$$S = \frac{(V - V_{\min})}{(V_{\max} - V_{\min})} \quad (4-1)$$

Là où S est la valeur normalisée des variables V, V_{\min} , et V_{\max} .

Le V est la valeur qui est nécessaire pour normaliser.

Le V_{\max} , V_{\min} sont les valeurs maximum et minimum des variables d'entrées et de sorties avant la normalisation. On peut utiliser le « mapminmax 'mapminmax' », programmé au MATLAB.

4.6 Architecture du réseau

Dans cette étude, nous avons choisi un réseau de neurones multicouche d'alimentation vers l'avant avec un algorithme de rétropropagation. Ce choix de l'algorithme dépend de l'architecture

de réseau et les propriétés recherchées. Pour obtenir la meilleure architecture il faut passer par les étapes suivantes :

- Collection des données (Filtrage et organisation).
- Proposition de plusieurs architectures puis nous calculerons le coefficient de corrélation R^2 de chaque architecture.
- Le choix de la meilleure architecture selon la convergence du coefficient R^2 au 1 et l'étude paramétrique la plus concordante avec la littérature.

Pour cela on a sélectionné les architectures les plus fiables selon le tableau suivant.

Tableau 4.4 — Les architectures les plus fiables.

Réseau	Architecture	Fonction d'activation		R (R^2)	R (R^2)	R (R^2)
		Couche Cachée	Couche Sortie	(Apprentissage)	(Test)	(Validation)
N1	7-3-6-1	Tansig	linéaire	0.99 (0.99)	0.98 (0.96)	0.98 (0.97)
N2	7-3-8-1	Tansig	linéaire	0.99 (0.98)	0.97 (0.95)	0.97 (0.95)
N3	7-4-4-1	Tansig	linéaire	0.98 (0.96)	0.97 (0.94)	0.98 (0.97)
N4	7-4-7-1	Tansig	linéaire	0.99 (0.98)	0.97 (0.94)	0.98 (0.96)
N5	7-5-5-1	Logsig	tansig	0.99 (0.98)	0.98 (0.97)	0.97 (0.95)
N6	7-6-4-1	Tansig	linéaire	0.99 (0.99)	0.99 (0.98)	0.99 (0.98)
N7	7-6-8-1	Logsig	linéaire	0.99 (0.99)	0.96 (0.93)	0.99 (0.98)
N8	7-7-6-1	Tansig	tansig	0.99 (0.98)	0.97 (0.93)	0.97 (0.95)
N9	7-8-9-1	Logsig	tansig	0.99 (0.99)	0.98 (0.96)	0.99 (0.98)
N10	7-9-4-1	Logsig	tansig	0.99 (0.99)	0.98 (0.97)	0.98 (0.97)

Enfin, on a choisi l'architecture 7-3-8-1 parce qu'elle donne de meilleurs résultats dans l'étude paramétrique (**Fig. 4.1**).

Donc, la structure de réseau consiste en une couche d'entrée avec sept neurones qui sont les sept variables, deux couches cachées l'une avec trois neurones et l'autre avec huit neurones et une couche de sortie avec un neurone unique qui est la résistance à la compression.

Dans les réseaux multicouches, le grand problème est de déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones pour chacune de ces couches, afin d'obtenir la meilleure précision. Dans cette étude, deux couches cachées ont été adoptées selon plusieurs études qui ont prouvé qu'un RNA avec deux couches cachées est capable de donner des résultats plus proches aux résultats expérimentaux ([Saridemir, 2009](#)).

En effet, un grand nombre de neurones augmente le temps de calcul, mais donne généralement de meilleurs résultats. Actuellement, il n'existe pas des méthodes pour la détermination directe de la configuration optimale de réseau.

La figure 4.1 montre une architecture typique d'un réseau de neurone multicouche d'alimentation vers l'avant avec une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie.

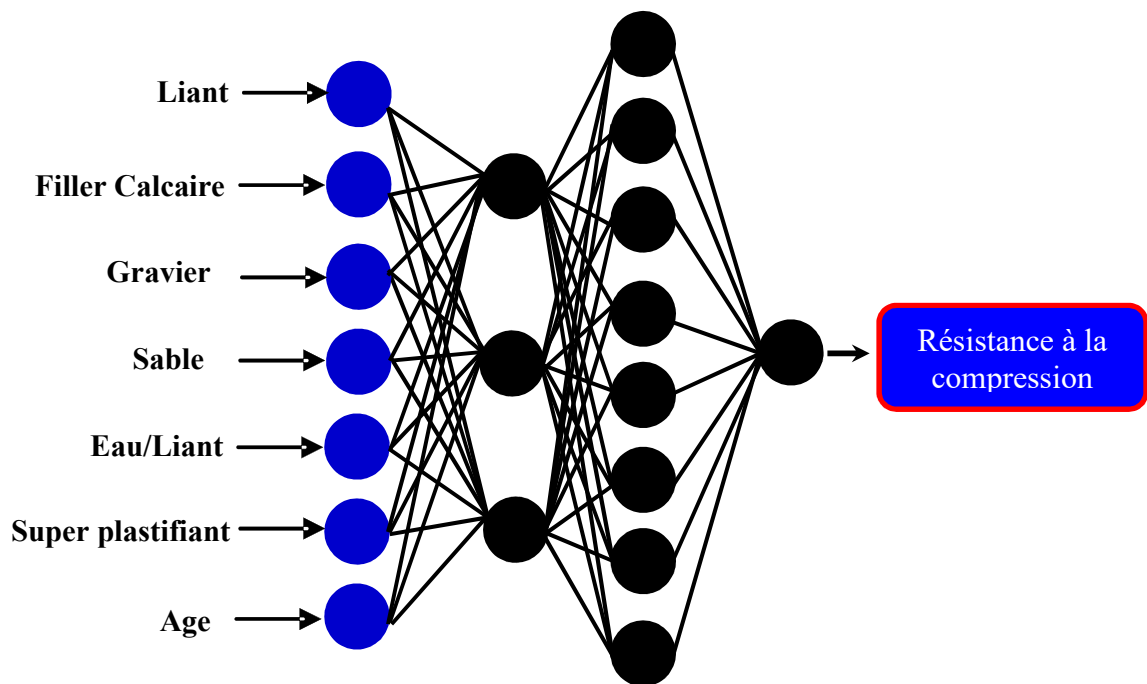


Fig. 4.1 —Topologie typique de RNAs de type multicouches « Feed-Forward ».

Les procédures pour construire un réseau de neurone en fonction du processus de modélisation sont :

- a) l'acquisition de données ; l'analyse et la représentation du problème sur le réseau;
- b) la détermination d'architecture;
- c) l'apprentissage des réseaux;
- d) le test et la validité du réseau formé.

Après ces opérations effectuées, le RNA peut fournir des réponses significatives mêmes lorsque les données à traiter comprennent des erreurs ou sont incomplètes et ne peuvent traiter l'information très rapidement que lorsqu'ils sont appliqués pour résoudre les problèmes d'ingénierie.

4.7 Analyse des résultats et discussion

4.7.1 Modèle et paramètres de réseau de neurone

Pour le développement du modèle RNA1 dans cette étude nous avons employé l'algorithme de propagation en arrière dans les deux couches cachées d'alimentation vers l'avant. La fonction utilisée est la fonction sigmoïdale. L'apprentissage supervisé retenu est de type «Levenberg-Marquardt» (TRAINLM).

Alors que, certains paramètres qui ont été utilisés dans cette étude sont identifiés ci-dessous :

- **Le taux de l'apprentissage (LR):** Le taux de l'apprentissage est très important dans l'identification des méthodes d'apprentissage. Il détermine l'amplitude du terme de correction appliqué pour ajuster les poids de chaque neurone au cours du processus de l'apprentissage, dans l'étude actuelle $LR = 0.01$ (par défaut).
- **Le momentum élan (M):** détermine «le temps de vie» d'un terme de correction que le processus de l'apprentissage a lieu, dans l'étude actuelle $M = 1.000 \text{ e-}03$ (par défaut).

Donc, les valeurs des paramètres utilisés dans cette recherche sont comme suit:

- Le nombre d'échantillon d'apprentissage est de 252.
- Le nombre d'échantillon de test est de 54.
- Le nombre d'échantillon de validation est de 54.
- Le nombre de neurones de la couche d'entrée est de 7.
- Le nombre de couches cachées est 2.
- Le nombre de neurones dans la 1^{ère} couche cachée est 3.
- Le nombre de neurones dans la 2^{ème} couche cachée est 8.
- Le nombre de neurones de la couche de sortie est de 1.
- La fonction d'activation est « Tan– sigmoïde ».
- Le taux de l'apprentissage « Learning rate » est de 0.01.
- Le nombre de l'époque est de 1000.

4.7.2 Evaluation des résultats

Le modèle RNA1 a été utilisé pour obtenir la résistance à la compression du béton ordinaire à base de fillers calcaires. Ce modèle a été évalué en comparant les résultats prédictifs avec les résultats expérimentaux. Les détails des résultats sont présentés dans la figure 4.2.

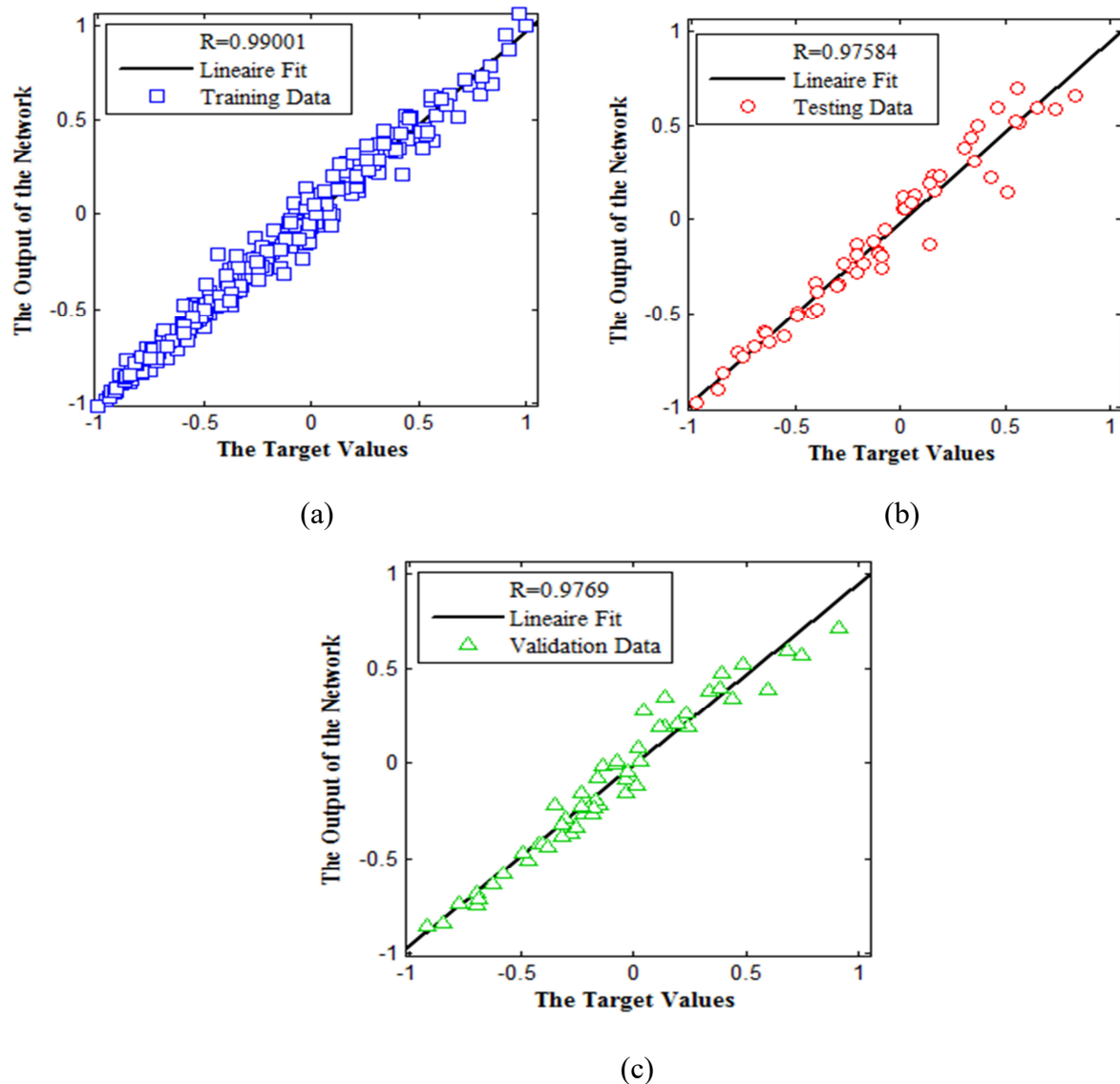


Fig. 4.2 — Résistance à la compression expérimentale Vs la résistance à la compression prévue – (a) Phase de l'apprentissage; (b) Phase de test ; (c) Phase de validation –

4.7.2.1 Analyse des lignes de tendance

Les lignes de tendance sont utilisées pour aider à analyser les problèmes de prédiction et pour afficher graphiquement les tendances des données. Donc, une ligne de tendance linéaire correspond au meilleur ajustement linéaire qui est utilisé avec un ensemble de données. Elle montre habituellement le sens de variation (croissant ou décroissant). Dans un diagramme les lignes de tendance peuvent être prolongées au-delà des données expérimentales pour prévoir les résultats par RNAs.

A partir de ces propriétés des lignes me conduisent à tracer le nuage de points entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites de la phase d'apprentissage, de test et de validation.

Donc, il est clair que le nuage des points se condense sur la première ligne équitable dans les trois phases.

Finalement, Il est évident à partir de la figure 4.2, qu'il y a une bonne concordance entre la résistance prévue et la résistance expérimentale.

4.7.3 Evaluation des indices de réseau

Pour évaluer la performance des algorithmes du RNA, nous avons utilisé trois indices qui sont: L'erreur moyenne absolue (*MAE*), la racine d'erreur moyenne quadratique (*MSE*) et le coefficient de corrélation (*R*).

4.7.3.1 Erreur moyenne quadratique (*MSE*)

L'erreur de l'apprentissage, de test et de validation de RNA peut être exprimée comme une erreur moyenne quadratique (*MSE*) est calculée par l'équation suivante :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2 \quad (4-2)$$

n : le nombre des échantillons dans la base de donnée.

t_i : la valeur de la cible.

o_i : la valeur de la sortie.

L'unité de mesure de *MSE* est en (MPa).

4.7.3.2 Coefficient de corrélation (*R*)

Le coefficient de corrélation (*R*) de l'apprentissage, de test et de validation de RNA est calculé par l'équation suivante :

$$R^2 = 1 - \left[\frac{\sum_i (t_i - o_i)^2}{\sum_i (o_i)^2} \right] \quad (4-3)$$

4.7.3.3 Erreur moyenne absolue (*MAE*)

En outre, l'erreur moyenne en pourcentage absolu (*MAE*) est calculée par l'équation suivante:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |t_i - o_i| \quad (4-4)$$

Les valeurs statistiques telles que MSE , R^2 , MAE sont données dans le tableau ci-dessous.

Tableau 4.5 — Prédiction des indices de précision statistiques.

Paramètres statistiques	
MSE	6.8
R^2	0.98
MAE	1.959

4.8 Analyse paramétrique

Dans le contexte de cette analyse, on a choisi les paramètres les plus importants dans le comportement mécanique du béton. Ces paramètres sont le rapport E/L, le dosage de ciment et le pourcentage de filler calcaire, la quantité du Superplastifiant qui affectent la résistance à la compression du béton. Alors, on s'intéresse plus spécifiquement à l'effet du rapport E/L égale à 0.4, 0.5 et 0.6, le dosage de ciment de 300; 350 et 400kg/m³ et le dosage de Superplastifiant varie entre 0, 1 et 2 % de la masse de ciment entrant dans la composition du béton frais, sur le comportement du béton durci.

Dans cette analyse, nous avons proposé des formulations logiques selon les méthodes de formulation. Ainsi que, on peut varier chaque fois le rapport E/L, le contenu de ciment et le pourcentage de Superplastifiant. Le but de cette phase de travail est de tester la validité du modèle proposé. Donc, l'objectif de cette analyse est de quantifier l'effet de ces paramètres sur le comportement du béton. À cet égard, des formulations du béton ont été conçues pour étudier l'influence du rapport E/L, du dosage de ciment, du pourcentage de filler calcaire et du dosage de Superplastifiant sur la résistance à la compression à différents âges.

Les propriétés des matériaux à base de ciment sont principalement influencées par le rapport E/L, le dosage de ciment et le pourcentage de filler calcaire. Donc, selon les études sur l'influence de comportement mécanique du béton on constate clairement que le rapport Eau/Liant (E/L) est un facteur primordial dans le développement de la résistance du béton. Donc, le meilleur moyen pour augmenter la résistance d'un béton consiste à réduire la quantité d'eau et cela nécessite la réduction du rapport E/L. L'étude de ces paramètres a été réalisée à travers la variation du rapport E/L, le dosage de ciment et le pourcentage de filler calcaire varie entre 0 et 30 % (Tableau 4.6).

Tableau 4.6 — Analyse de données pour l'étude paramétrique.

E/L	Age (Jours)	Liant (Kg/m ³)	Filler calcaire (%)	Gravier (Kg/m ³)	Sable (Kg/m ³)	Superplastifiant (%)
0.6	2,7,28,90,180, 365	300	0,5,10,15,20,25,30	1200	700	0
0.5	2,7,28,90,180, 365	350	0,5,10,15,20,25,30	1200	700	0
0.4	2,7,28,90,180, 365	400	0,5,10,15,20,25,30	1200	700	0

La deuxième étude concernant l'effet de superplastifiant, nous avons varié le dosage de superplastifiant de 0; 1 et 2% pour chacun des dosages de ciment (300 ou 400 Kg/m³). Comme le montre le tableau 4.7. Les valeurs du rapport E/L ont été choisies entre 0.4 et 0.6 afin d'étudier l'influence de ce rapport sur les caractéristiques des bétons. Pour cela, trois rapports E/L: 0.37, 0.42, et 0.46 ont été employés pour ce but.

Tableau 4.7— Analyse de données pour l'étude paramétrique concernant le Superplastifiant.

E/L	Age (Jours)	Liant (Kg/m ³)	Filler calcaire (%)	Gravier (Kg/m ³)	Sable (Kg/m ³)	Super-Plastifiant (%)
0.46	1, 2, 7, 28	370	0	1200	700	0
0.42	1, 2, 7, 28	370	0	1200	700	1
0.37	1, 2, 7, 28	370	0	1200	700	2
0.46	1, 2, 7, 28	400	0, 10, 20, 30	1200	700	0
0.42	1, 2, 7, 28	400	0, 10, 20, 30	1200	700	1
0.37	1, 2, 7, 28	400	0, 10, 20, 30	1200	700	2

4.8.1 Effet de l'âge de béton

Afin d'évaluer la résistance à la compression du béton au fonction du l'âge, on a fixé des paramètres : (G=1200 Kg/m³ , S=700% et Sp=0%), on a varié des paramètres : L (400, 350, 300 Kg/m³) et pour des rapports E/L (0.4, 0.5 et 0.6) pour chaque taux de substitution de filler calcaire (0, 5, 10, 15, 20, 25 et 30%) à différents âges (2, 7, 28, 90, 180 et 365 jours).

Les figures de 4.3 à 4.9 illustrent l'évolution de la résistance à la compression du béton en fonction de l'âge avec une substitution de ciment par de 0% jusqu'à 30% de filler calcaire sur. Il apparait clairement que la résistance à la compression du béton augmente significativement avec l'augmentation du l'âge.

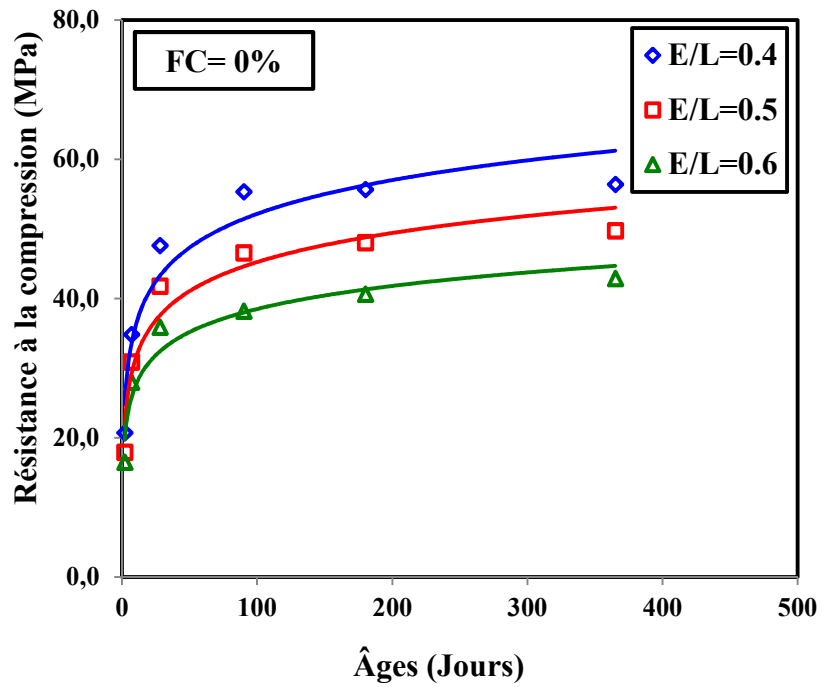


Fig. 4.3 — Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 0% –

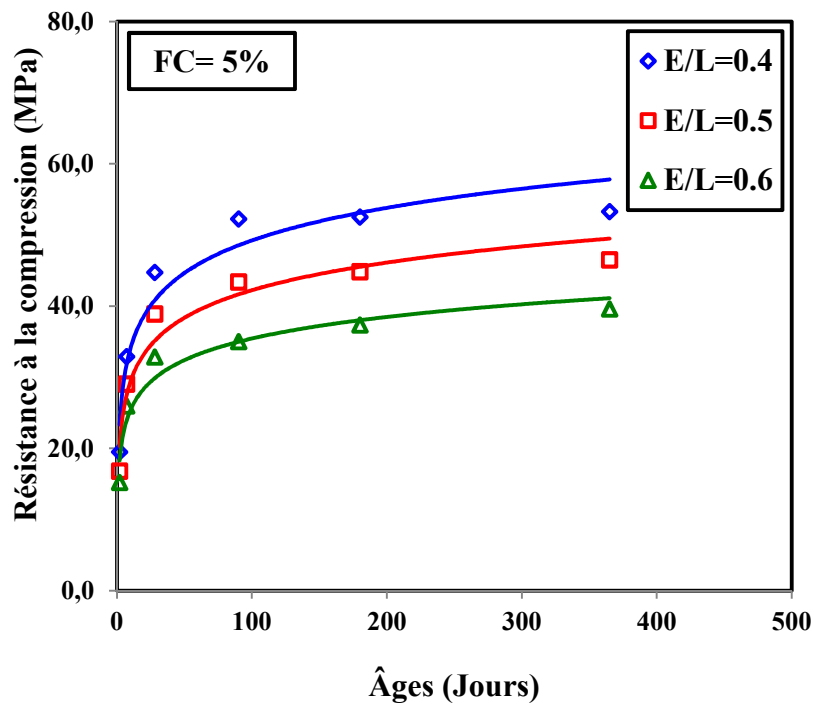


Fig. 4.4 — Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 5% –

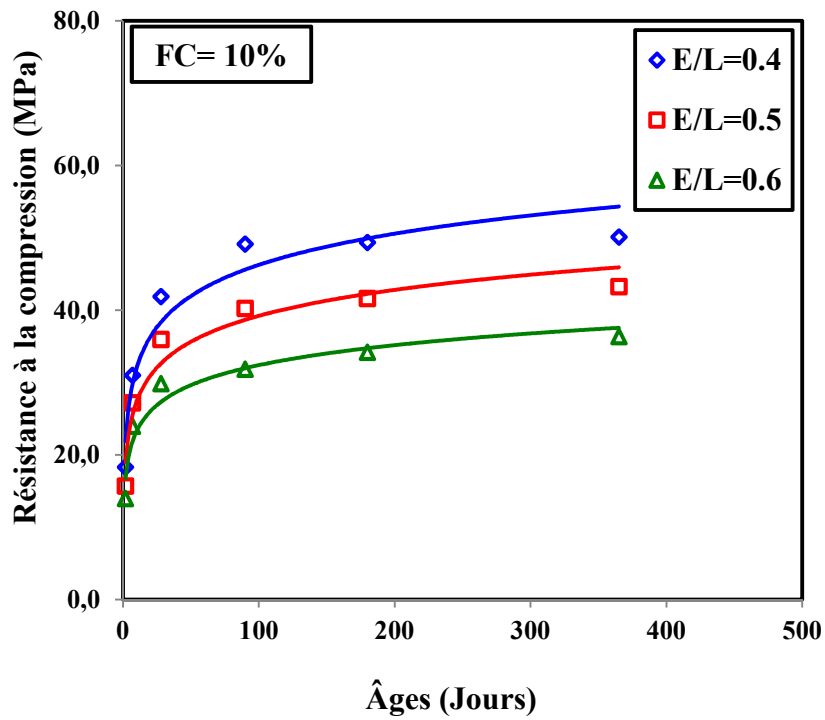


Fig. 4.5 — Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 10% –

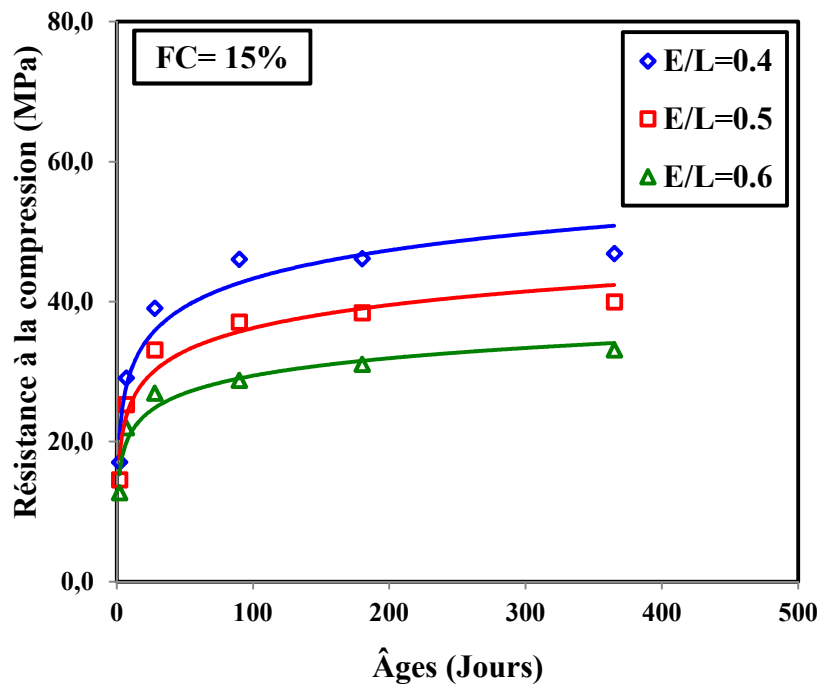


Fig. 4.6 — Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 15% –

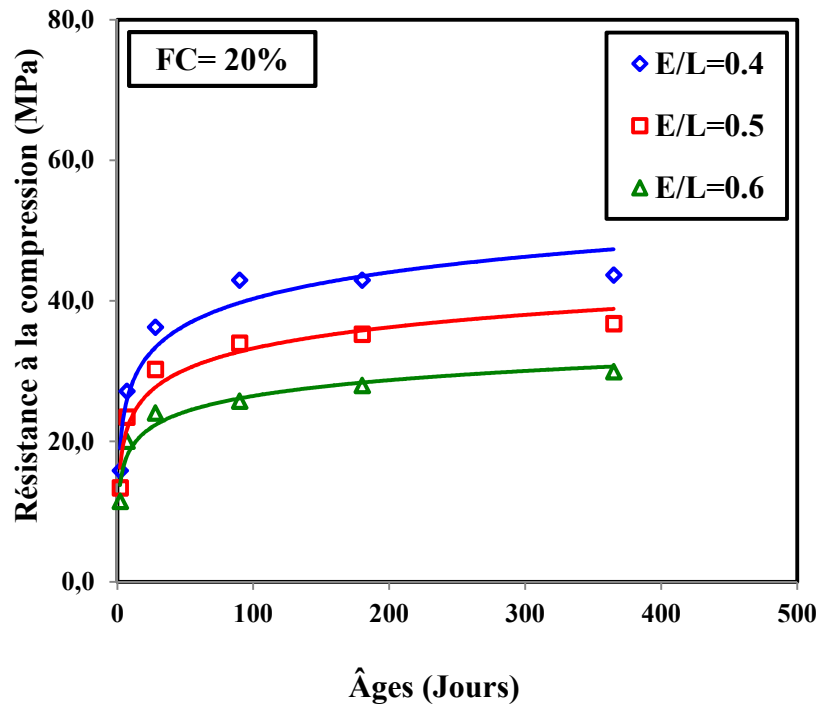


Fig. 4.7 — Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 20% –

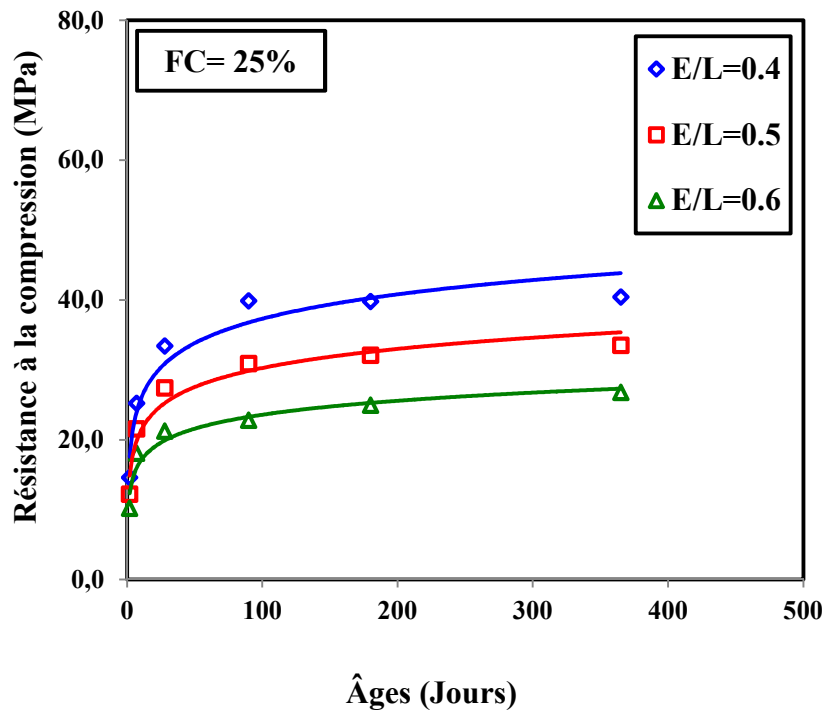


Fig. 4.8 — Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 25% –

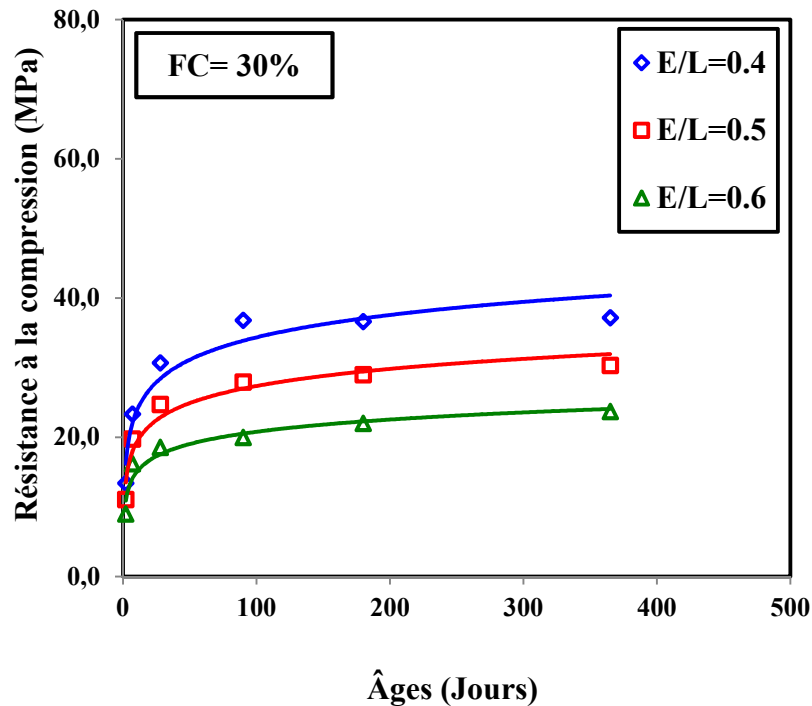


Fig. 4.9 — Résistance à la compression en fonction de l'âge – FC = 30% –

Pour un rapport E/L fixe, on constate que la résistance à la compression augmente avec l'augmentation de l'âge. Cela peut être attribué au temps nécessaire à l'hydratation du ciment et de son durcissement. Ceci est confirmé par les résultats des travaux obtenus par les différents chercheurs. On constate, aussi, que la résistance à la compression du béton diminue lorsque le dosage du filler calcaire augmente. Les résultats obtenus corroborent ceux obtenus par [Ramezani pour *et al.*, \(2009\)](#).

Par ailleurs, il apparaît clairement la diminution de la résistance à la compression du béton avec l'augmentation de la quantité d'eau. Il est évident selon ces figures que la résistance est inversement proportionnelle au rapport E/L, lorsque le béton est entièrement compacté. Ceci est une règle présentée comme une loi établie par Duff Abrams en 1919 ([Neville, 2011](#)).

D'après [Neville \(2011\)](#), l'évolution de la Résistance à la compression en fonction de l'âge est valable pour n'importe quel béton, quel que soit le type de granulats et l'âge de béton comme le montre la figure 4.10.

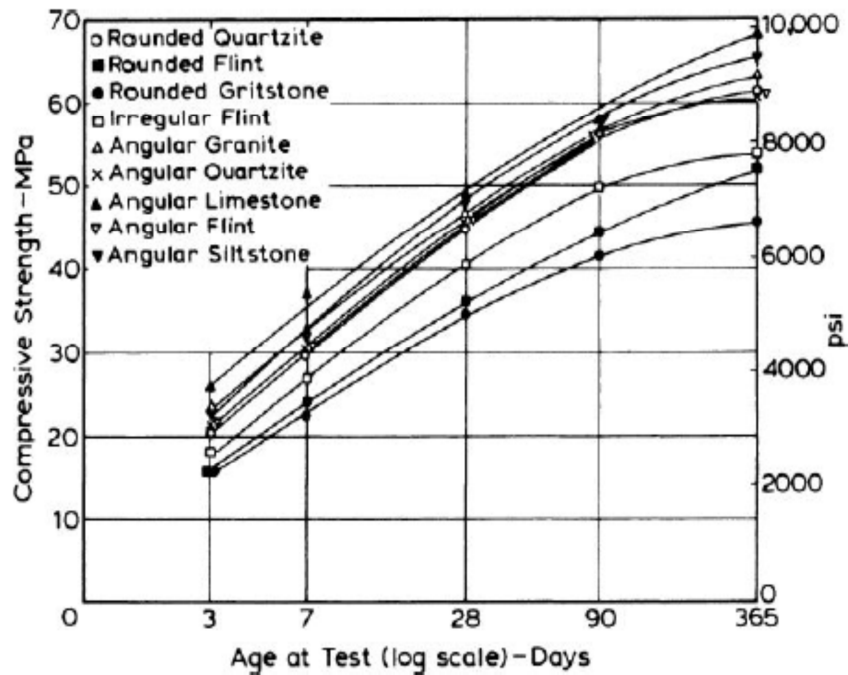


Fig. 4.10 — Relation entre la résistance à la compression et l'âge de béton (Neville, 2011).

4.8.2 Effet du rapport E/L sur la résistance

Afin d'étudier l'effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton, on a fixé des paramètres : ($G=1200 \text{ Kg/m}^3$, $S=700\%$ et $Sp=0\%$), on a varié des paramètres : L (400, 350, 300 Kg/m^3) et pour des rapports E/L (0.4, 0.5 et 0.6) pour chaque taux de substitution de filler calcaire (0, 5, 10, 15, 20, 25 et 30%) à différents âges (2, 7, 28, 90, 180 et 365 jours).

Les figures de 4.11 à 4.16 présentent l'effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton pour différents âges. Il apparaît clairement que la résistance à la compression du béton augmente significativement avec l'augmentation du rapport E/L. De plus, il apparaît clairement que la résistance à la compression du béton diminue significativement avec l'augmentation de pourcentage de filler calcaire. Donc, le filler calcaire ne contribue pas à la réaction pouzzolanique, mais il réagit comme de site de nucléation supplémentaire au cours des réactions d'hydratation du ciment, permettant une meilleure répartition des produits hydratés, par conséquent, moins une structure des pores ouverts. Donc, il a contribué ainsi peu au développement de la résistance (Maddah et al., 2014).

Nous avons constaté ainsi que la résistance à la compression augmente logiquement avec l'augmentation de l'âge.

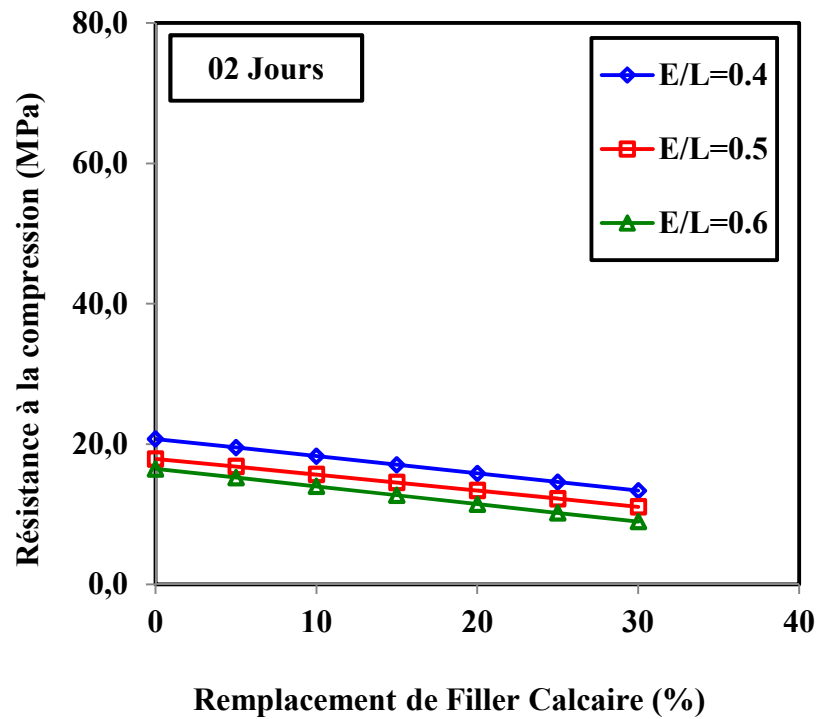


Fig. 4.11 — Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 2 Jours –

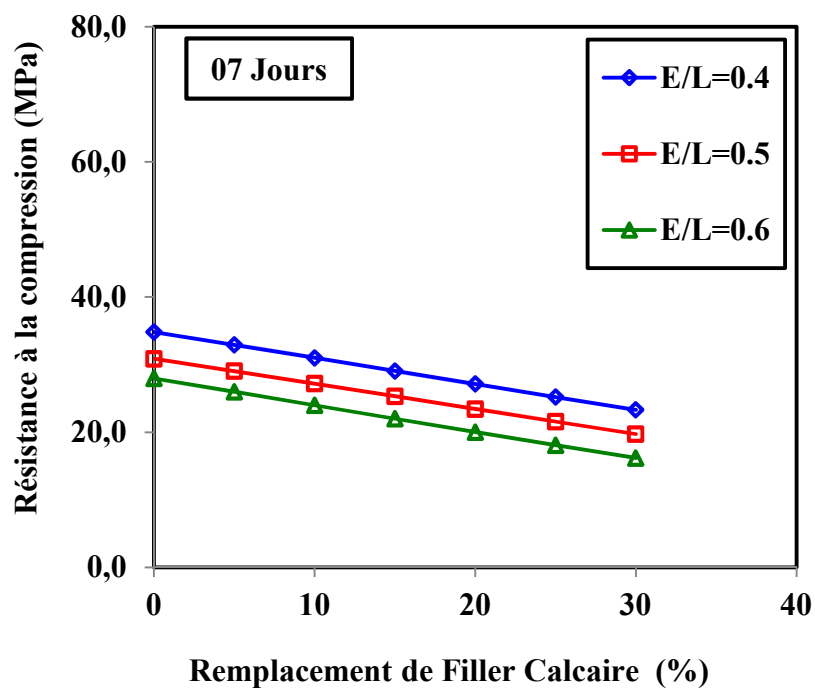


Fig. 4.12 — Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 7 Jours –

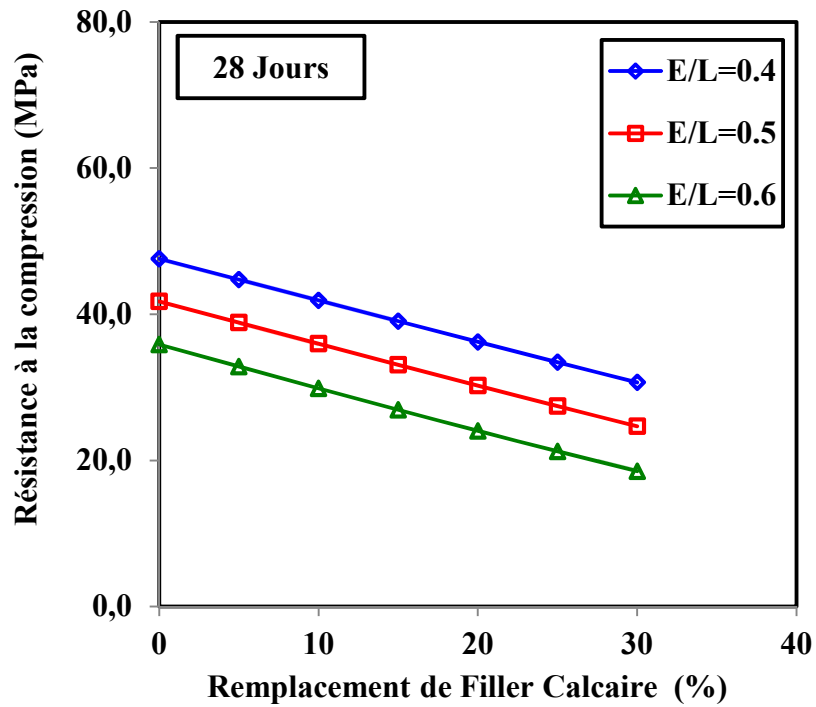


Fig. 4.13 — Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 28 Jours –

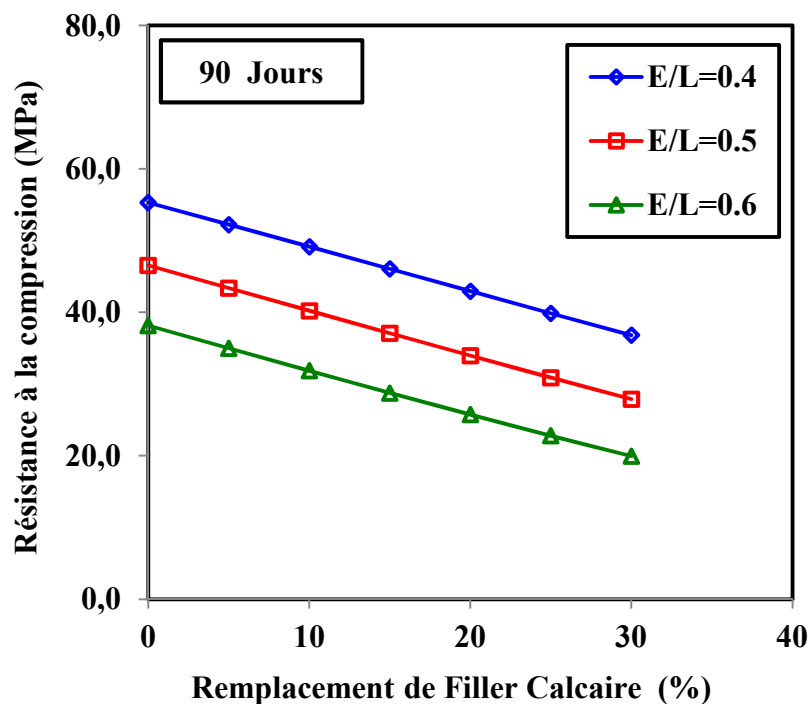


Fig. 4.14 — Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 90 Jours –

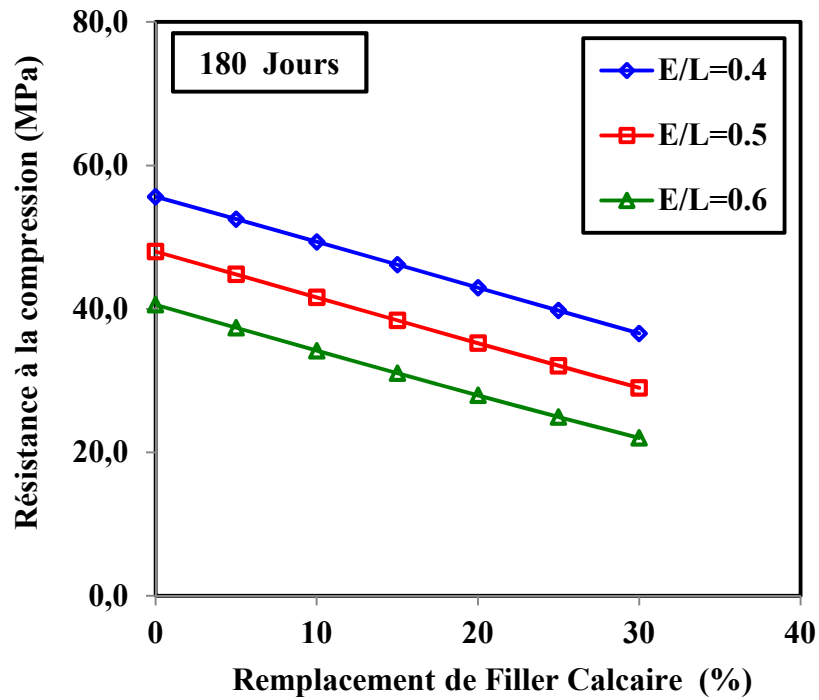


Fig. 4.15 — Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 180 Jours –

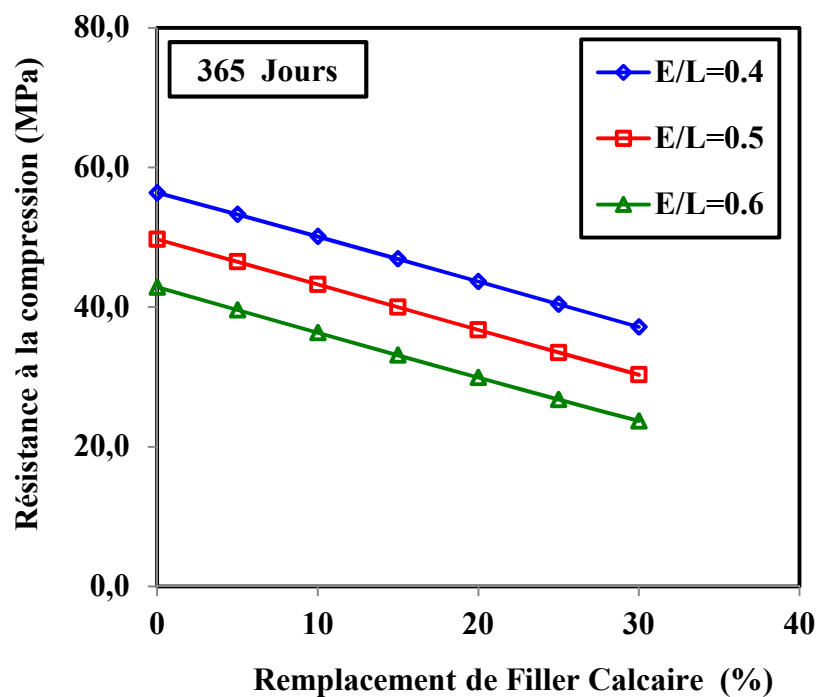


Fig. 4.16 — Effet du rapport E/L sur la résistance à la compression du béton à différents âges – 365 Jours –

Le facteur principal impactant la structure porale est le rapport E/L. De plus, le rapport E/L influe fortement sur la taille ainsi que le nombre de ces pores. Généralement, les pores capillaires sont formés par l'excédent d'eau de gâchage qui ne participe pas à l'hydratation. Donc, l'eau en excès crée des pores favorisant la porosité capillaire percolante.

La résistance à la compression du béton diminue plus le rapport E/L est élevé. Cette réduction de résistance à la compression du béton est due à l'accroissement de la porosité du béton est réalisé par l'augmentation du rapport E/L, ce qui conduit finalement à une porosité plus grossière (Neville, 2011).

4.8.3 Effet du contenu en filler calcaire

Afin d'étudier l'effet du contenu en filler calcaire sur la résistance à la compression du béton, on a fixé des paramètres : ($G=1200 \text{ Kg/m}^3$, $S=700\%$ et $Sp=0\%$), on a varié des paramètres : L ($400, 350, 300 \text{ Kg/m}^3$) et pour des rapports E/L (0.4, 0.5 et 0.6) pour chaque taux de substitution de filler calcaire (0, 5, 10, 15, 20, 25 et 30%) à différents âges (2, 7, 28, 90, 180 et 365 jours).

Les figures 4.17 à 4.19 présentent l'effet du contenu en filler calcaire de 0% jusqu'à 30% sur la résistance à la compression du béton à différent dosage en ciment ($300, 350$ et 400 Kg/m^3) pour différents âges. Il apparaît clairement que la résistance à la compression du béton augmente significativement avec l'augmentation du dosage de ciment.

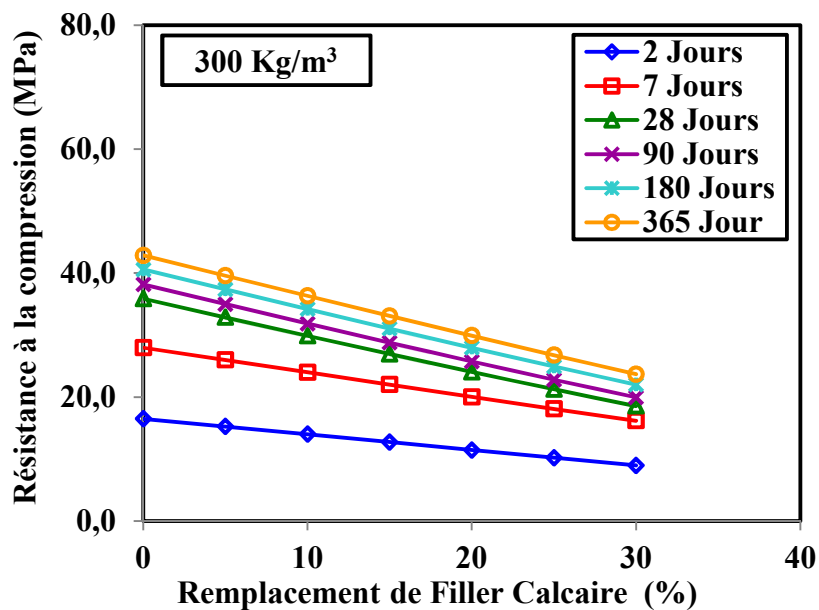


Fig. 4.17 — Effet de remplacement de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton à différent dosage en ciment – Dosage de 300 Kg/m^3 –

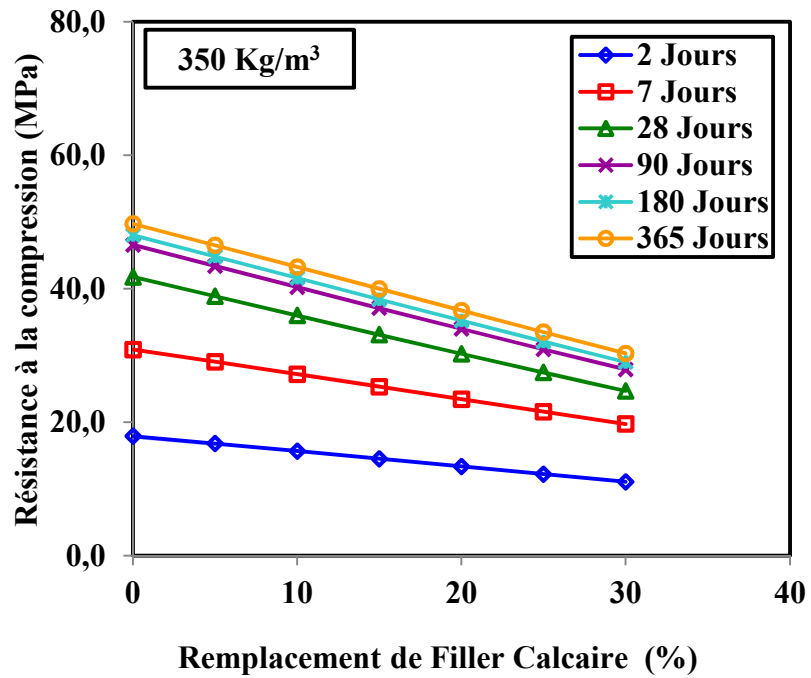


Fig. 4.18 — Effet de remplacement de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton à différent dosage en ciment – Dosage de 350 Kg/m³–

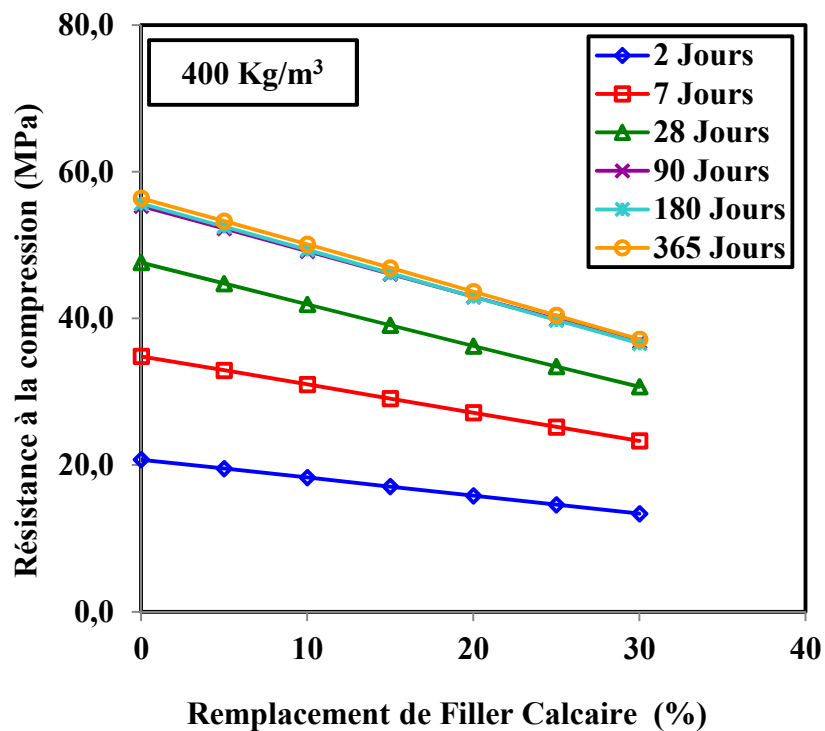


Fig. 4.19 — Effet de remplacement de filler calcaire sur la résistance à la compression du béton à différent dosage en ciment – Dosage de 400 Kg/m³–

D'après (Maddah et al., 2014), la résistance à la compression du béton diminue avec l'augmentation de remplacement de filler calcaire est due à la composition chimique de de filler calcaire qui a plus pauvre en silicate et en aluminates, qui sont les deux composants principaux des matériaux pouzzolaniques qui sont nécessaires à la formation de C-H-S supplémentaires par une réactions pouzzolaniques.

Selon (Ramezani pour et al., 2009), l'allure de la réduction de la résistance à la compression du béton avec le dosage en filler calcaire est due à l'effet de dilution du clinker. L'effet de dilution est une conséquence du remplacement partielle d'une quantité de ciment portland par la même quantité de filler calcaire. Ceci est même concordance avec les résultats des travaux obtenus par Lollini et al (2014) sur l'effet de filler calcaire sur le béton.

4.8.4 Effet du superplastifiant

Afin étudier l'effet du super-plastifiant sur la résistance à la compression du béton, on a fixé des paramètres : ($G=1200 \text{ Kg/m}^3$, $S=700\%$), on a varié des paramètres : Sp (0, 1, 2%), L ($370, 400 \text{ Kg/m}^3$) et pour des rapports E/L (0.46, 0.42 et 0.37) respectivement pour chaque taux de substitution de filler calcaire (0, 10, 20 et 30%) à différents âges (1, 2, 7 et 28 jours).

Les figures de 4.20 à 4.24 présentent l'effet de superplastifiant de 0% jusqu'à 2% par masse de ciment sur la résistance à la compression du béton pour différents âges. Il apparaît clairement que la résistance à la compression du béton augmente significativement avec l'augmentation du pourcentage de superplastifiant. En variant le rapport E/L de 0.37, 0.42, 0.46.

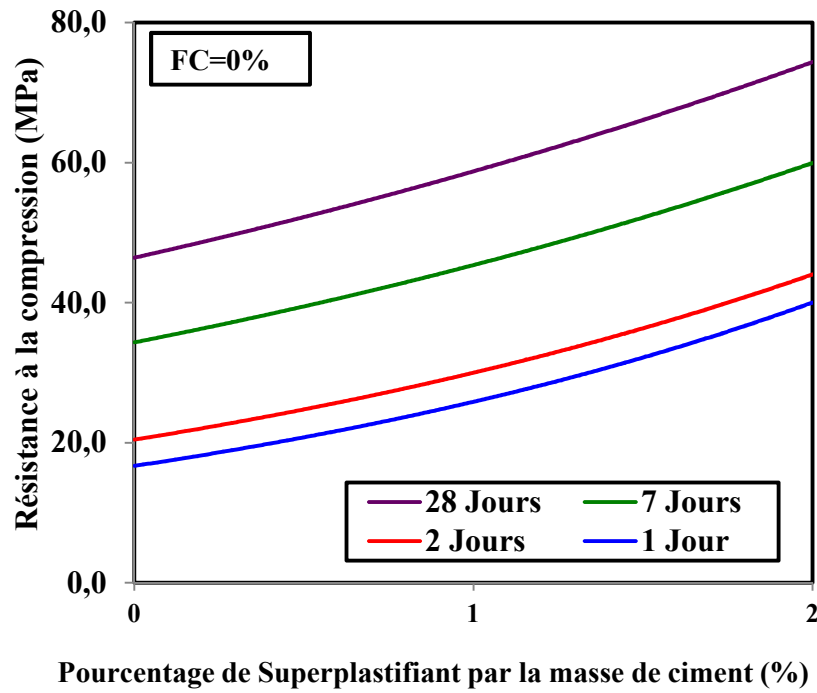


Fig. 4.20 — Effet de la contenue du Superplastifiant sur la résistance à la compression du béton à différent âges – Dosage de 370 Kg/m³; FC=0% –

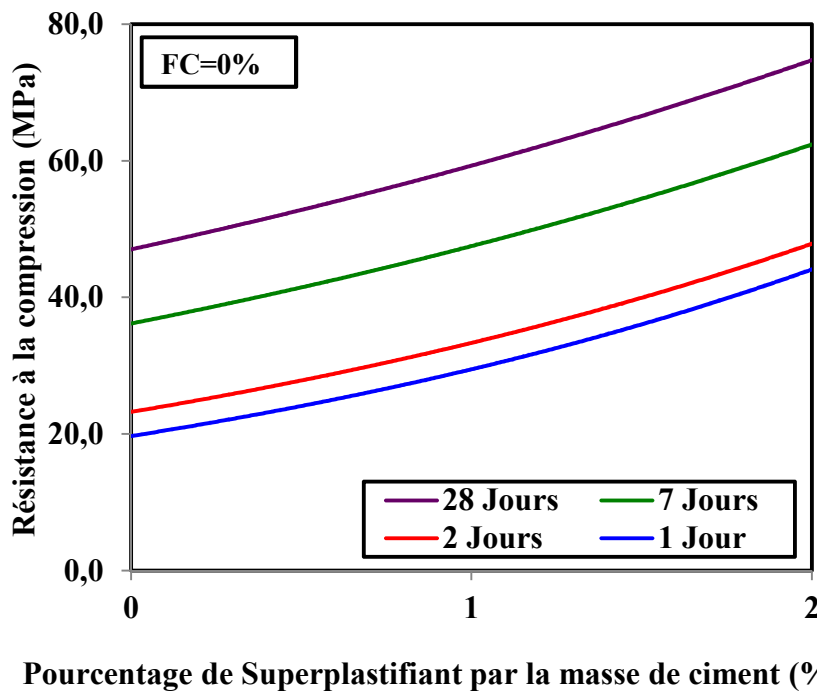


Fig. 4.21 — Effet de la contenue du Superplastifiant sur la résistance à la compression de béton à différent âges – Dosage de 400 Kg/m³; FC=0% –

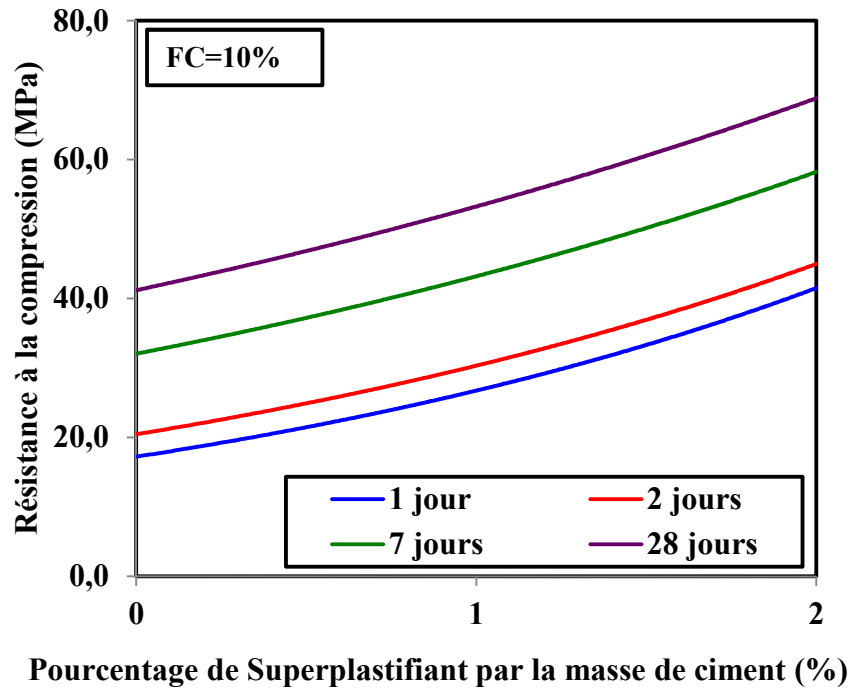


Fig. 4.22 — Effet de la contene du Super-Plastifiant sur la résistance à la compression de béton à différent âges – Dosage de 400 Kg/m³ ; FC=10% –

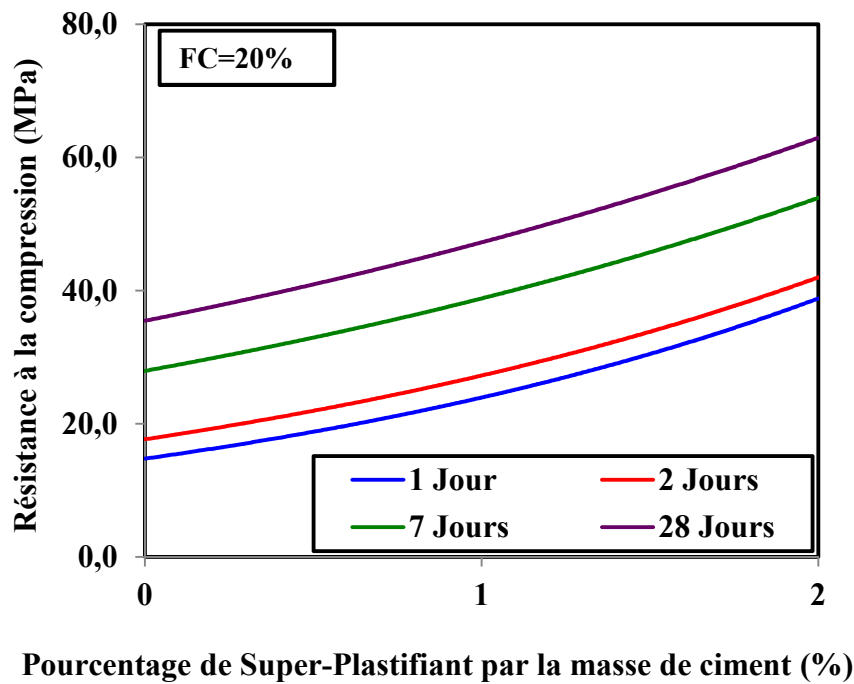


Fig. 4.23 — Effet de la contene du Super-Plastifiant sur la résistance à la compression de béton à différents âges – Dosage de 400 Kg/m³ ; FC=20% –

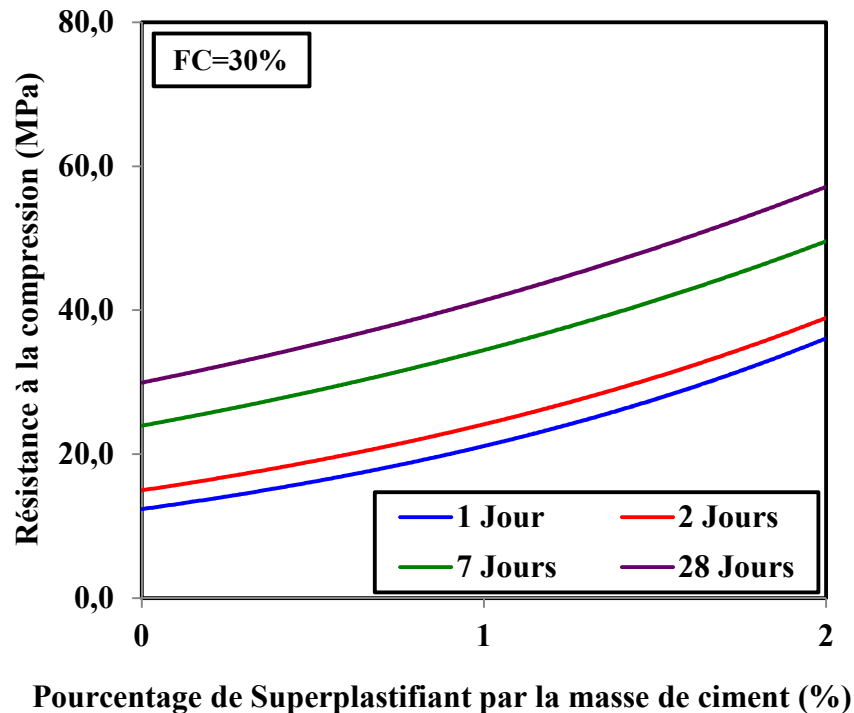


Fig. 4.24 — Effet de la teneur du Superplastifiant sur la résistance à la compression de béton à différents âges – Dosage de 400 Kg/m³ ; FC=30%—

En effet, la tendance d'augmentation de la résistance à la compression du béton avec le superplastifiant est due à l'effet de l'action principale des molécules longues de superplastifiant qui s'enroulent autour des particules de ciment et leur donnent une charge très négative afin qu'elles se repoussent ou agissent par des forces répulsives stériques. Ces forces de répulsion stérique induites par des molécules de superplastifiant sont également importantes comme mécanisme de dispersion. En conséquence, le superplastifiant donne une meilleure répartition des particules de ciment et par conséquent, leur meilleure hydratation, qui contribue à l'augmentation de la résistance à la compression du béton au rapport eau/ciment constant. Donc, les superplastifiants ne modifient pas fondamentalement la structure de la pâte de ciment hydratée. Alors, une augmentation de la résistance de 10% a été observée pendant les premières 24 heures et de 20% après 28 jours, mais ce comportement des superplastifiants n'a pas été confirmé universellement. De plus, on constate que la résistance à la compression du béton augmente logiquement avec l'augmentation de l'âge. Ceci est confirmé par les résultats des travaux obtenus par les chercheurs sur l'effet de superplastifiant sur la résistance à la compression du béton comme le montre la **Fig. 4.25** (Neville, 2011).

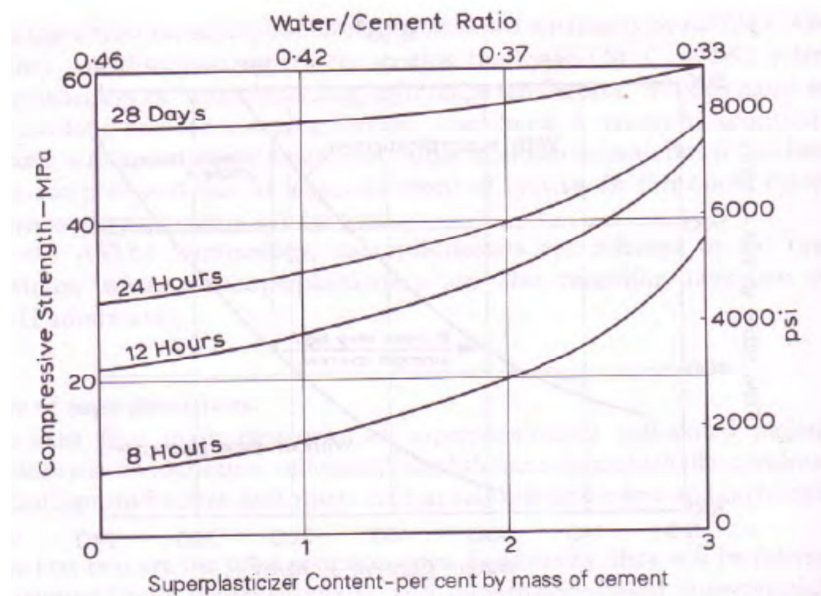


Fig. 4.25 — Effet de la contenue du Superplastifiant sur la résistance à la compression de béton à différent âges— Dosage de 370 Kg/m³— (Neville, 2011).

Enfin, Il est intéressant de noter que les résultats obtenus par notre modèle développé sont en accord avec ceux obtenus par les résultats expérimentaux réalisés par d'autres chercheurs concernant l'effet de remplacement partiel de filler calcaire par le ciment Portland et le dosage du ciment sur la résistance du béton.

4.9 Comparaison avec d'autres chercheurs

Pour valider le modèle proposé on a comparé les résultats de notre modèle avec d'autres résultats existant dans la littérature, afin d'évaluer la performance de prédiction de notre modèle. En effet, la validation consiste à minimiser les écarts entre les résultats de prédictions et les résultats expérimentaux. Le tableau 4.8 montre cette comparaison, avec le calcul de l'erreur relative E selon l'équation (4-5).

On a constaté que le moyen de l'erreur relative égale à 5%. La courbe de **Fig. 4.26** montre cette comparaison, et on montre bien la concordance qui existe entre les résultats expérimentaux et ceux prévus par le modèle de RNA1.

$$E(\%) = \text{ABS} \left(\frac{V_{\text{exp}} - V_{\text{ANN}}}{V_{\text{exp}}} \right) \times 100 \quad (4-5)$$

Tableau 4.8 — Validation du modèle de RNA1 avec les autres chercheurs.

Auteurs	Année	FC (%)	Résistance à la compression (MPa)		Déviation [E] (%)
			RNA	Exp	
1	Skaropoulou <i>et al.</i> , (2013).	0	45.6	42.7	6.7
2		15	37.1	37.6	1.2
3		30	33.5	32.4	3.9
4	Githachuri <i>et al.</i> , (2013).	0	46.7	46.3	0.9
5		0	34.7	32.2	7.8
6		20	51.9	50.1	3.6
7		20	39.6	35.4	11.9
8	Guemmedi <i>et al.</i> , (2009).	12	33.3	31.0	7.5
9		18	29.5	31.0	4.7
10		24	25.8	28.0	7.7
11		30	22.2	23.0	3.3
12		36	18.7	18.0	4.2
13		46	15.4	14.0	10.4
Moyen					5.6

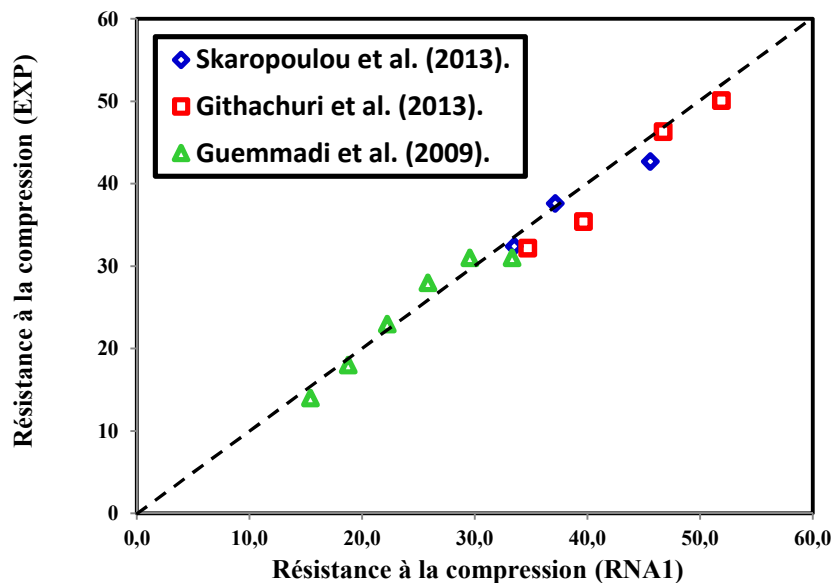


Fig. 4.26 — Comparaison entre la résistance à la compression expérimentale et la résistance à la compression simulée par RNA1.

4.10 Conclusion

Ce chapitre a été mené pour faire le point sur les connaissances à la prédiction de la résistance à la compression des bétons au filler calcaire par les boites à outils des réseaux de neurones artificiels de l'environnement MATLAB. Nous avons trouvé une architecture très simple, qui est le réseau de neurone d'alimentation vers l'avant avec un algorithme de rétro propagation pour prédire la propriété la plus importante du béton.

Un modèle RNA1 a été développé pour prédire la résistance à la compression du béton contenant un dosage de filler calcaire (de 0 à 45%) entraîne une diminution de la résistance à la compression avec l'augmentation du taux de substitution comme le montre de nombreux travaux dans la littérature.

Pour généraliser notre modèle, on a étudié l'effet de plusieurs paramètres qui influent directement sur l'évolution de la résistance à la compression du béton. On a constaté que les comportements de chaque paramètre sur la résistance à la compression du béton sont en en concordance avec les constatations disponibles dans la littérature.

Alors, la conclusion principale de cette étude indique que les réseaux de neurones artificiels sont un outil suffisant et faisable pour prévoir la résistance à la compression des bétons contenant du filler calcaire.

Chapitre 5

*Modèle de Prédiction de la profondeur de
carbonatation du béton à base de calcaire*

5.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter une modélisation par les réseaux de neurones pour la prévision de la profondeur de carbonatation du béton contenant du filler calcaire. Cependant, cette propriété de la durabilité est considérée très importante pour la durée de vie des structures en béton armé.

Dans cette étude nous avons choisi le modèle de perceptron multicouche avec un algorithme de rétropropagation. Ce modèle est généralement utilisé dans les problèmes d'apprentissage supervisé, le même que le modèle de la résistance à la compression RNA1.

5.2 Choix de l'architecture du modèle RNA2

Pour l'élaboration de ce modèle, nous avons choisi un réseau de neurone multicouche d'alimentation vers l'avant avec un algorithme de rétropropagation. Le choix de l'algorithme dépend de l'architecture de réseau et les propriétés recherchées. Pour obtenir la meilleure architecture ; il faut passer par les étapes suivantes :

- Collection des données (Filtrage et organisation) ;
- Proposition de plusieurs architectures (Tableau 5.1) puis on calcule le coefficient de corrélation R pour chaque architecture ;
- Le choix de la meilleure architecture selon la convergence du coefficient R vers 1 et que l'étude paramétrique soit en concordance avec la littérature.

Tableau 5.1— Les architectures les plus fiables.

Réseau	Architecture	Fonction d'activation		R (R ²) (Apprentissage)	R (R ²) (Test)	R (R ²) (Validation)
		Couche Cachée	Couche Sortie			
N1	8-4-1	Tansig	linéaire	0.98 (0.97)	0.97 (0.95)	0.97 (0.95)
N2	8-4-1	Logsig	linéaire	0.99 (0.98)	0.96 (0.93)	0.97 (0.94)
N3	8-2-8-1	Tansig	linéaire	0.98 (0.97)	0.98 (0.96)	0.97 (0.95)
N4	8-2-19-1	Tansig	linéaire	0.94 (0.88)	0.97 (0.89)	0.97 (0.95)
N5	8-3-6-1	Tansig	linéaire	0.99 (0.98)	0.94 (0.89)	0.97 (0.95)
N6	8-4-4-1	Tansig	linéaire	0.99 (0.98)	0.98 (0.97)	0.98 (0.96)
N7	8-4-10-1	Tansig	tansig	0.99 (0.98)	0.95 (0.91)	0.98 (0.97)
N8	8-4-17-1	Logsig	linéaire	0.99 (0.98)	0.99 (0.99)	0.98 (0.96)
N9	8-4-17-1	Tansig	linéaire	0.99 (0.98)	0.96 (0.92)	0.97 (0.95)
N10	8-5-20-1	Tansig	tansig	0.97 (0.94)	0.94 (0.89)	0.95 (0.91)

Enfin, on a choisi l'architecture 8-2-19-1 parce qu'elle donne de meilleurs résultats comme le montre le Tableau 5.1.

Donc, la structure du réseau consiste en une couche d'entrée avec huit neurones qui sont les huit variables, deux couches cachées contenant deux et dix-neuf neurones dans la première et la deuxième couche, respectivement, et une couche de sortie avec un seul neurone qui est la profondeur de carbonatation (figure 5.1).

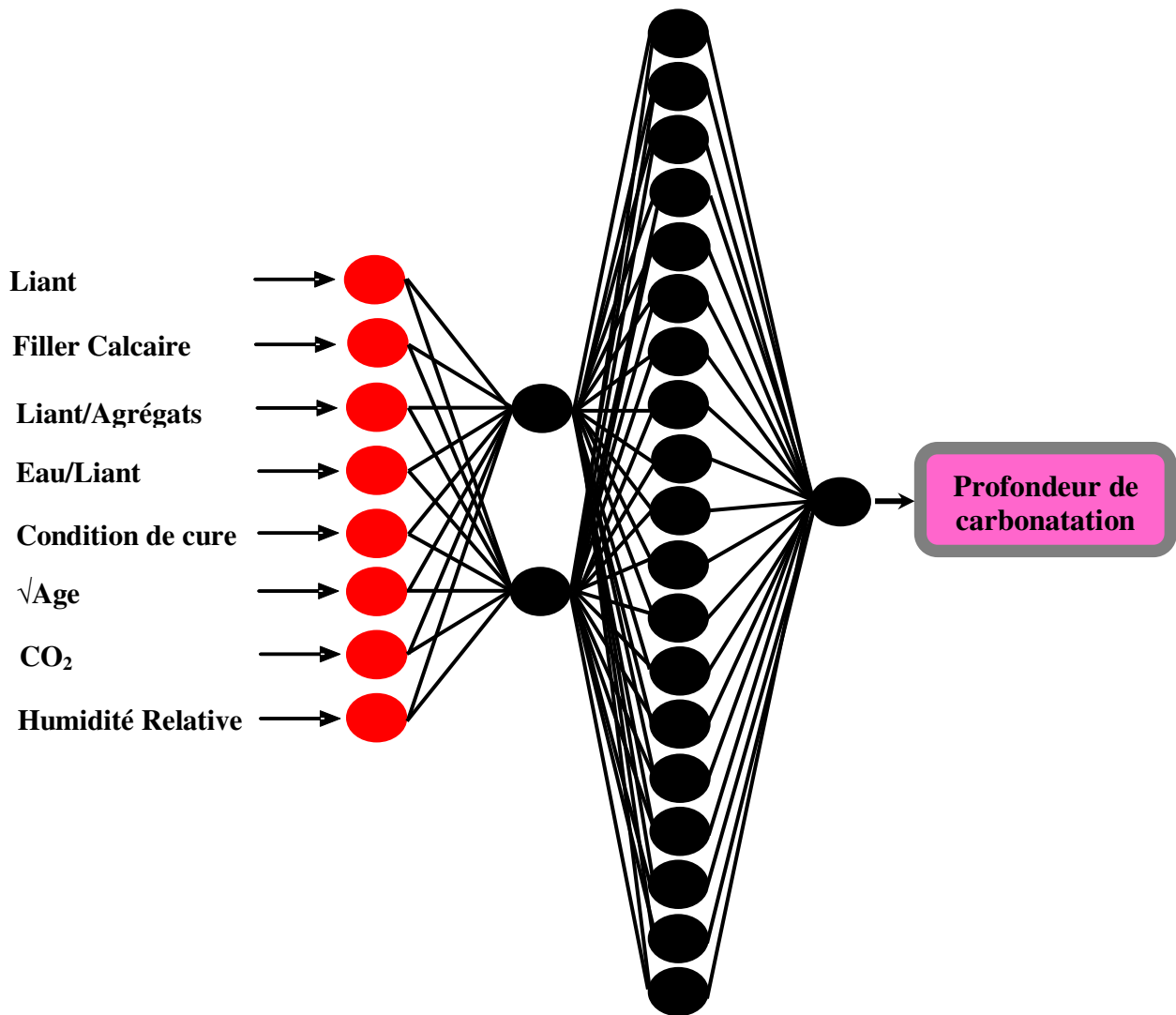


Fig. 5.1 — Topologie typique de RNA2 de type multicouches «Feed-Forward».

Il est à noter que les mêmes procédures utilisées pour la construction du modèle RNA1 ont été utilisées pour l'élaboration du deuxième modèle RNA2.

5.3 La base de données

Les valeurs limites d'entrée et les variables utilisées dans le modèle RNA2 sont énumérés dans le tableau 5.2.

Tableau 5.2 — Les gammes d'entrées et de sorties utilisées.

Component content	Abbréviation	Unites	Minimum	Maximum
Liant	L	(K/m ³)	250	592
Filler Calcaire	FC	(%)	0	45
Rapport Liant sur Agrégats	L/Ag	-	0.13	0.44
Rapport Eau sur Liant	E/L	-	0.3	0.67
Tempt de Cure	Cc	(Jours)	0	28
Racine de l'âge	\sqrt{t}	(Jours)	2.65	19.10
Dioxyde de Carbone	CO₂	(%)	2	50
Humidité Relative	HR	(%)	55	66
Profondeur de Carbonatation	Pc	(mm)	0	66.4

La distribution de la base de données du modèle RNA2 est présentée dans le tableau 5.3.

Tableau 5.3 — Distribution de la base de données de la carbonatation de béton.

La Source de donnée	Année	Nombre total de donnée	Distribution de données (%)	Nombre de données de l'apprentissage	Nombre de données de test
Hainer	2015	100	31.3	70	30
Rabehi	2014	96	30.1	67	29
Bogas <i>et al.</i>	2016	42	13.2	29	13
Neves	2012	37	11.6	26	11
Lollini <i>et al.</i>	2014	34	10.7	24	10
Meddah <i>et al.</i>	2014	10	3.1	7	3
Total		319	100	223	96

Les valeurs statistiques telles que *MSE*, *R²*, *MAE* pour les résultats de l'apprentissage et de test sont données dans le tableau 5.4.

Tableau 5.4 — Prédiction des indices de précision statistiques.

Paramètres statisticiens	
MSE	9.3
R²	0.90
MAE	2.19

5.4 Analyse des lignes de tendance

A partir de la figure 5.2, on constate qu'il existe une bonne concordance entre les valeurs prévues et les valeurs expérimentales de la profondeur de carbonatation du béton.

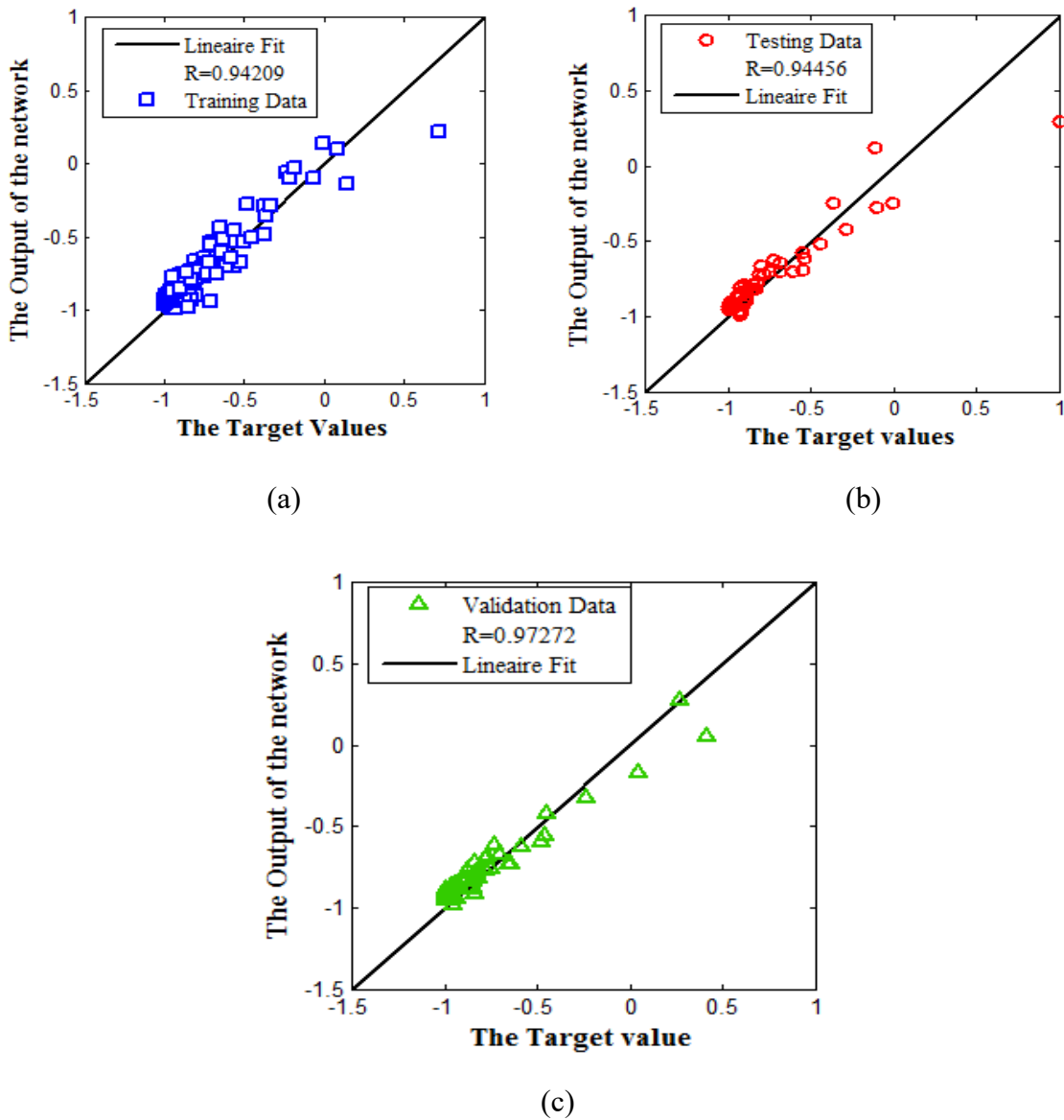


Fig. 5.2 — Profondeur de carbonatation expérimentale en fonction de la profondeur de carbonatation prévue – (a) Phase de l'apprentissage; (b) Phase de test; (c) Phase de validation

5.5 Etude paramétrique

En effet, le taux de réaction des pâtes de ciment durcies avec le CO_2 dépend fortement du rapport eau sur liant (E/L), de la composition du mélange, de la structure des pores, de la température ambiante, des conditions de cure du béton et de son humidité interne (Castellote *et al.* 2009).

Dans le contexte de l'analyse du modèle RNA2 on a choisi les paramètres les plus influant sur la carbonatation du béton au filler calcaire. Ces paramètres sont le rapport E/L, le contenu de liant, le pourcentage de filler calcaire, l'humidité relative, le temps de cure, et le pourcentage du dioxyde de carbone. Alors, on s'intéresse plus spécifiquement à l'effet du rapport E/L, entrant dans la composition du béton frais, sur le comportement de durabilité du béton. En revanche, on néglige l'effet de la température ambiante parce qu'on a sélectionné les données dans la même température.

Dans cette analyse, nous avons proposé des mélanges selon les méthodes de formulation. Le but de cette phase de travail est de valider le modèle RNA2 proposé. Donc, l'objectif de cette analyse est de quantifier l'effet du rapport E/L sur le comportement du béton. À cet égard, des formulations du béton ont été proposées pour étudier l'influence de ce paramètre sur la carbonatation du béton à différents âges. Pour cela, cinq rapports E/L de 0.4, 0.45, 0.5, 0.55 et 0.6 ont été utilisés dans cette étude.

5.5.1 Effet de l'âge sur la carbonatation

Afin d'évaluer la profondeur de carbonatation du béton en fonction de l'âge, on a fixé les paramètres suivants : $\text{CO}_2=50\%$, $\text{HR}=60\%$ et la durée de cure initiale=28jours, on a varié le dosage du liant : L (500, 450, 400, 350, 300 Kg/m^3), le rapport Liant/agrégats (0.26, 0.24, 0.21, 0.18, 0.16) et le rapport E/L (0.4, 0.45, 0.5, 0.55 et 0.6) pour chaque taux de substitution de filler calcaire (0, 5, 10, 15, 20, 25, 30 et 35%) à différents âges (7, 28, 90, 120, 240 et 360 jours).

Les figures de 5.3 à 5.10 illustrent l'effet de l'âge de spécimen sur l'évolution de la profondeur de carbonatation du béton pour différents rapports E/L. En effet, la profondeur de carbonatation du béton augmente en fonction du temps.

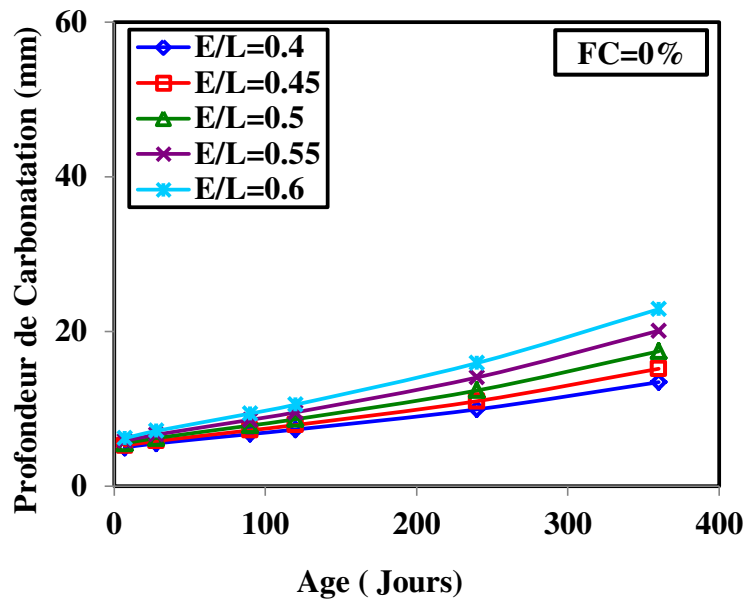


Fig. 5.3 — Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapports E/L – FC=0% –

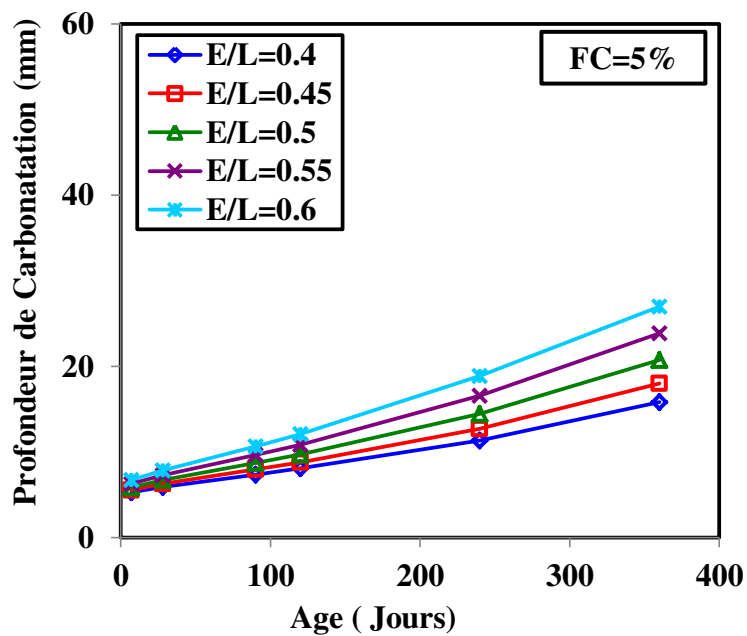


Fig. 5.4 — Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapports E/L – FC=5% –

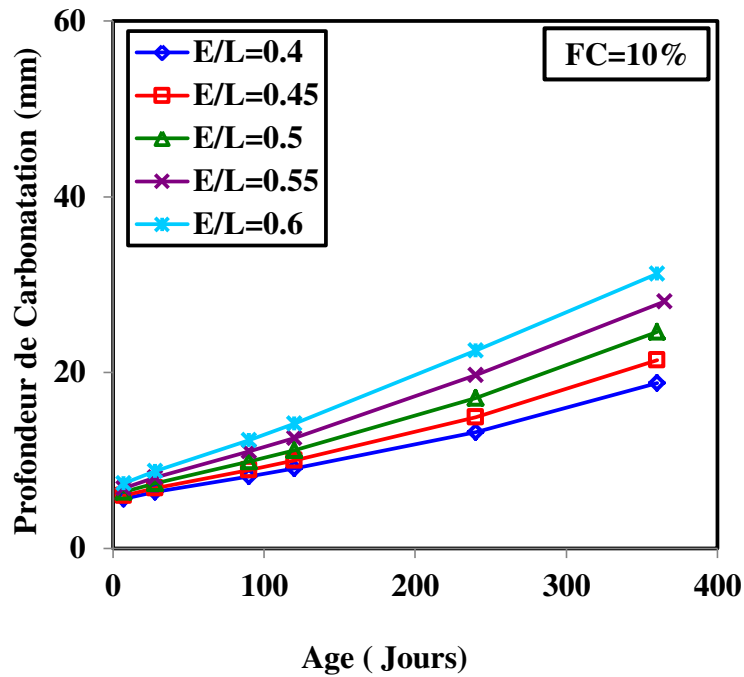


Fig. 5.5 — Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapports E/L – FC=10% –

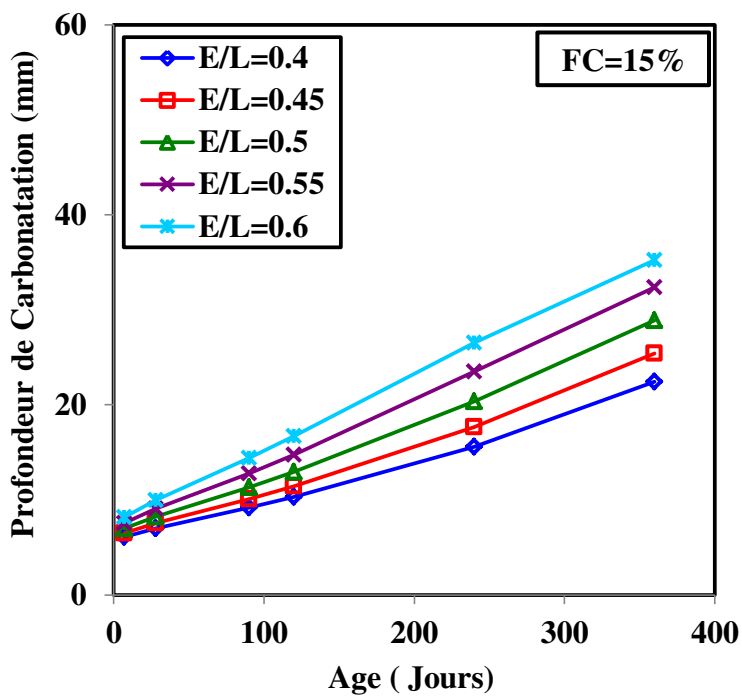


Fig. 5.6 — Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapports E/L – FC=15% –

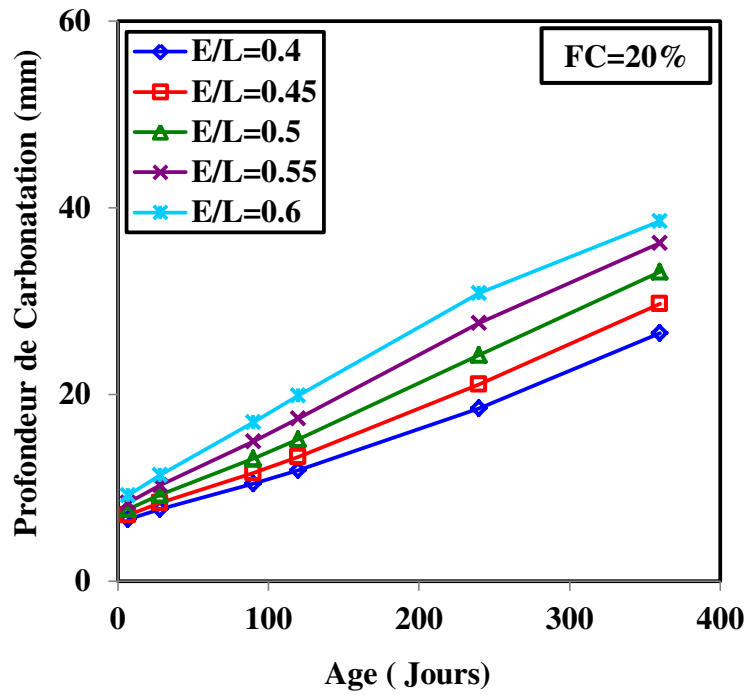


Fig. 5.7 — Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapports E/L – FC=20% –

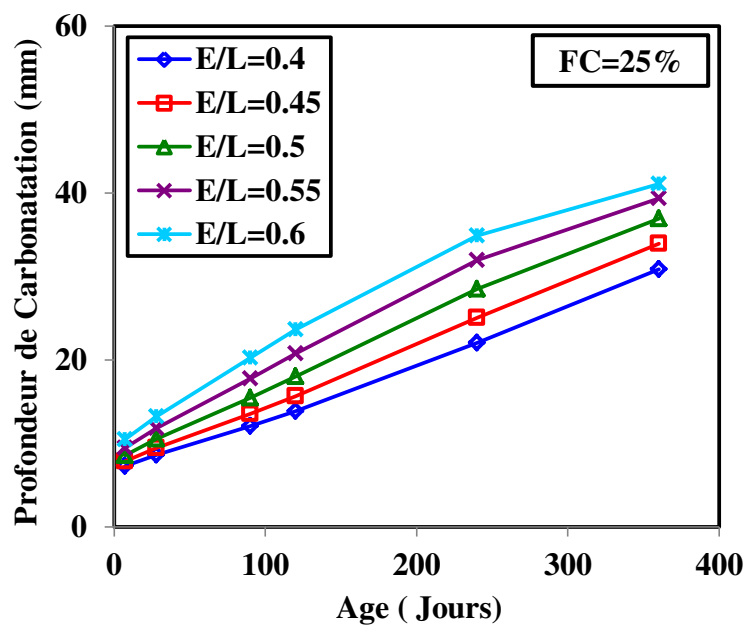


Fig. 5.8 — Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapports E/L – FC=25% –

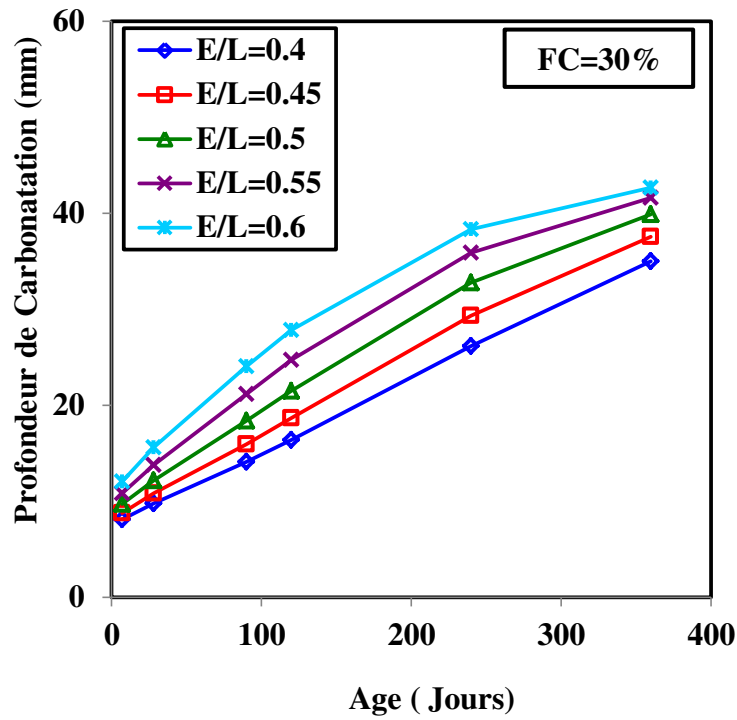


Fig. 5.9 — Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapports E/L – FC=30% –

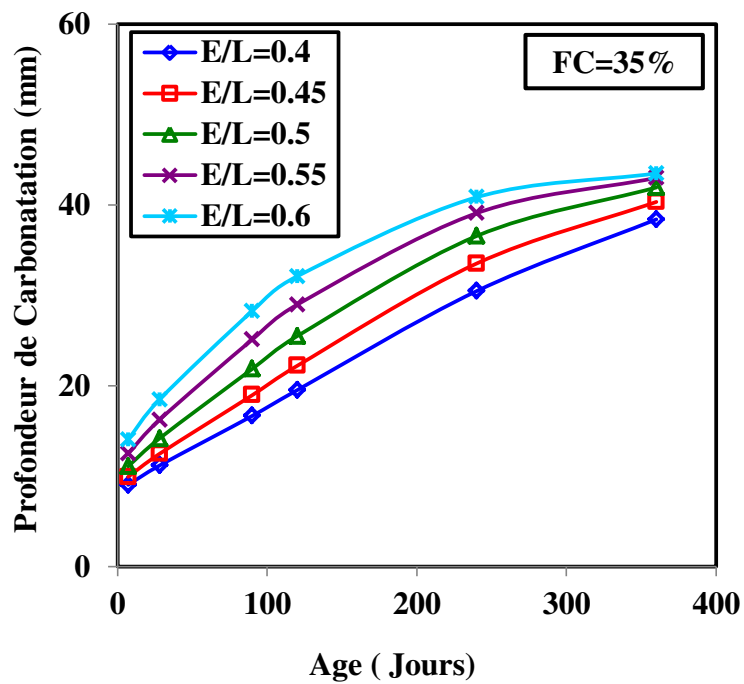


Fig. 5.10 — Effet de l'âge sur la carbonatation de béton à différents rapports E/L – FC=35% –

Pour une pâte de ciment donnée, les quantités du silicate de calcium hydraté (C-S-H) et de la portlandite $\text{Ca}(\text{OH})_2$ formées dépendent essentiellement du rapport eau/ciment (E/C) et du temps de la réaction d'hydratation. En moyenne, cette pâte de ciment contient 50 à 70% de C-S-H et 25 à 27% de $\text{Ca}(\text{OH})_2$. Donc, le C-S-H est la phase majoritaire dont dépendent l'évolution des caractéristiques physiques et plus particulièrement les propriétés mécaniques du matériau. La structure de C-S-H n'est pas bien définie mais toutes les observations montrent qu'elle forme un gel peu cristallin (Taylor. 1986).

La carbonatation est une réaction chimique entre la pâte de ciment et le dioxyde de carbone avec la présence de l'eau, transforme les produits d'hydratation, notamment la $\text{Ca}(\text{OH})_2$ et le C-S-H en carbonate de calcium (CaCO_3).

La portlandite joue un rôle primordial dans le processus de la durabilité. Elle se dissout et précipite dans les pores du matériau à base de ciment et contribue avec les alcalins (Na_2O et K_2O), à la basicité de la solution interstitielle du béton. Cette basicité permet la passivation des armatures de béton armé, mais par contre, cet hydrate ne présente que peu d'importance de point de vue résistance mécanique.

D'après Neville (2011), la profondeur de carbonatation augmente proportionnellement à la racine carrée du temps, caractéristique de la sorption plutôt que de la diffusion, mais la carbonatation implique une interaction entre le CO_2 et le système de pores, dans des conditions hygrométriques stables. Il est ainsi possible d'exprimer la profondeur de carbonatation "D" en millimètres, selon équation suivante :

$$D = K t^{0.5} \quad (5-1)$$

Où

K : Coefficient de carbonatation en ($\text{mm}/\text{ans}^{0.5}$)

et t : le temps en ans.

5.5.2 Effet du dosage en liant sur la carbonatation

Afin d'étudier l'effet du dosage en liant sur la profondeur de carbonatation du béton, on a fixé les paramètres suivants: $\text{CO}_2=50\%$, HR=60% et une durée de cure initiale=28jours, on a varié le dosage en liant: L (500, 450, 400, 350, 300 Kg/m^3), le rapport Liant/agrégats (0.26, 0.24, 0.21, 0.18, 0.16) et le rapport E/L (0.4, 0.45, 0.5, 0.55 et 0.6) pour chaque taux de substitution de filler calcaire (de 0 à 35%) à différents âges (de 7 à 360 jours).

Les figures de 5.11 à 5.18, illustrent l'effet du dosage en liant sur l'évolution de la profondeur de carbonatation du béton pour différents âges avec une humidité relative constante (HR=60%). On constate que la profondeur de carbonatation du béton diminue avec l'augmentation du dosage en liant (ciment + filler calcaire), quel que soit l'âge des éprouvettes, de 7 à 360 jours.

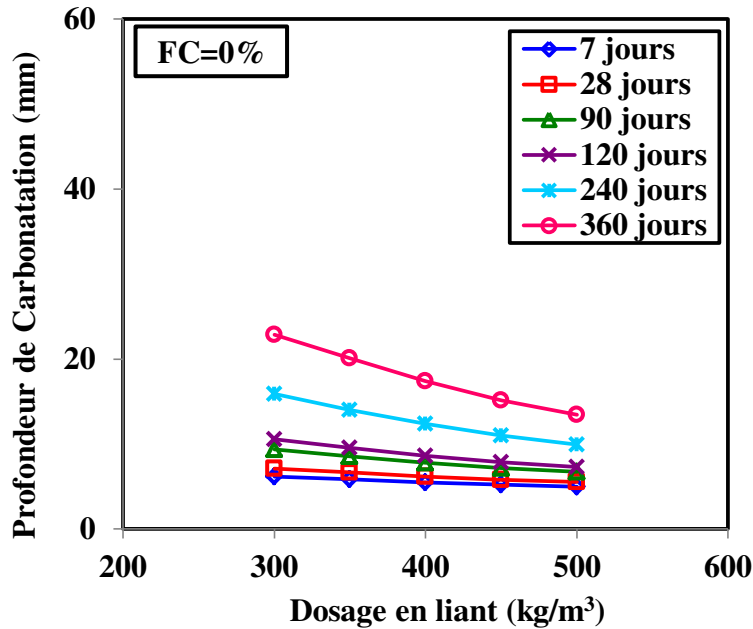


Fig. 5.11 — Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=0% –

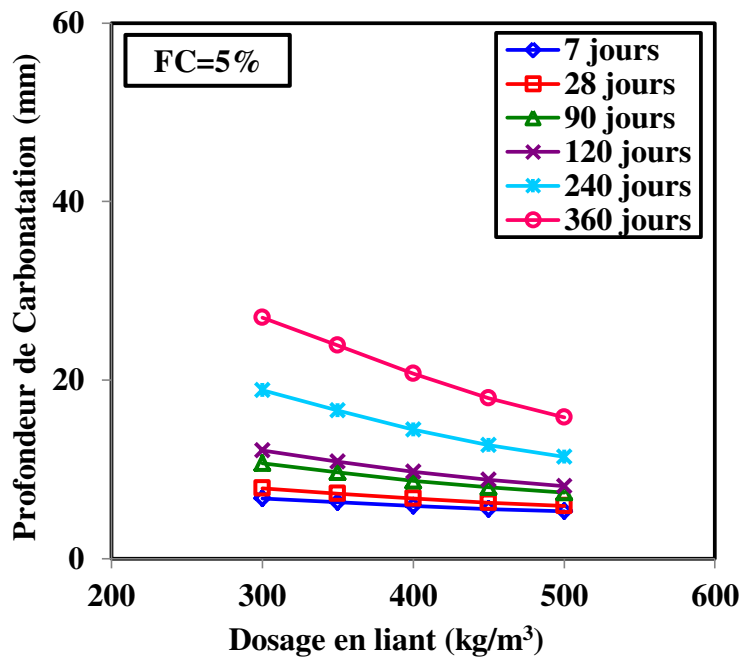


Fig. 5.12 — Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=5% –

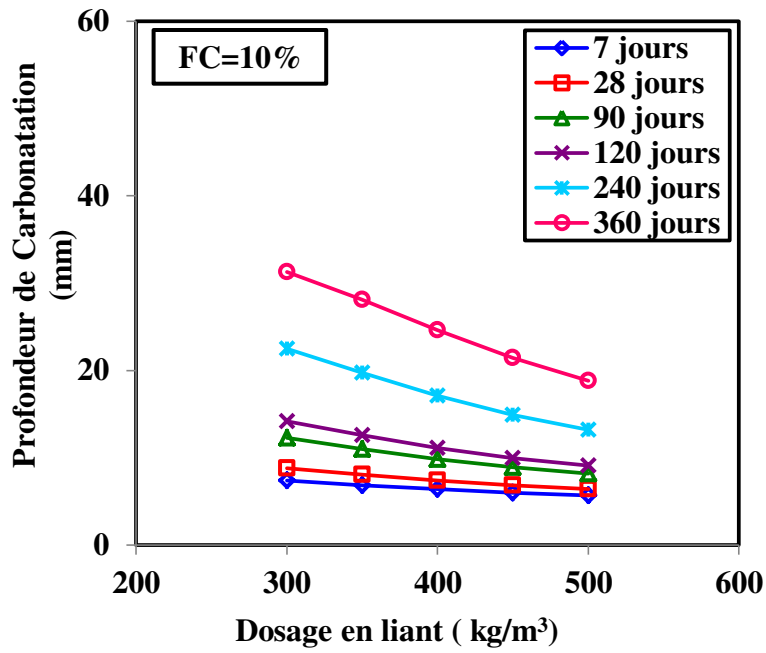


Fig. 5.13 — Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=10%–

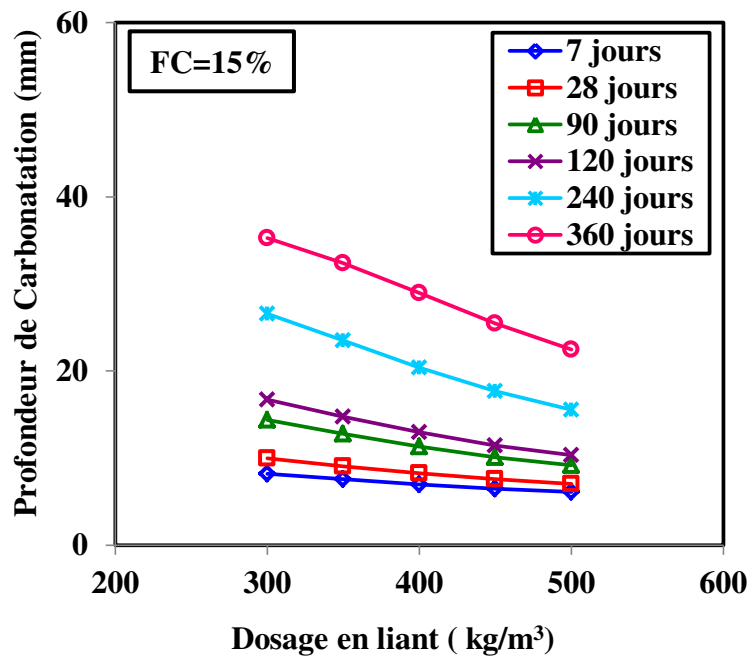


Fig. 5.14 — Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=15%–

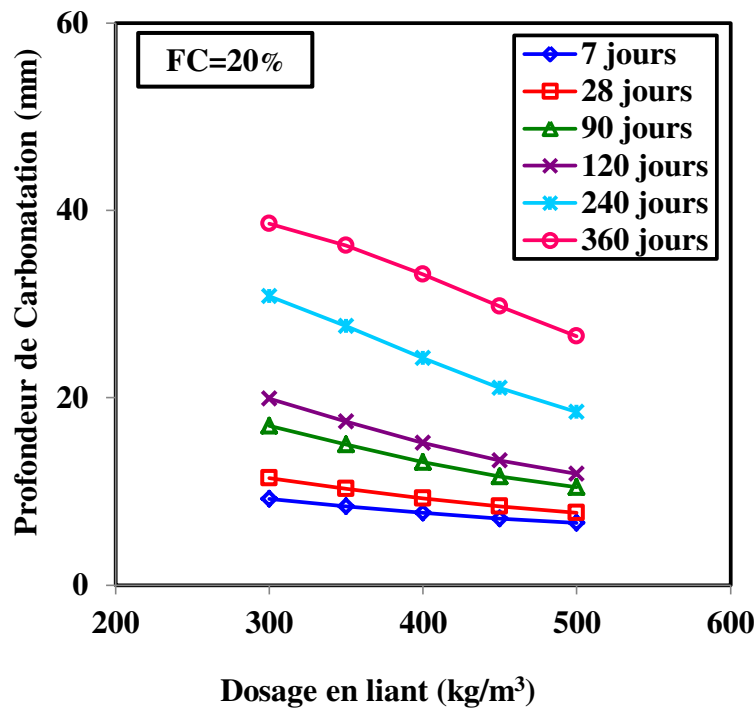


Fig. 5.15 — Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=20% –

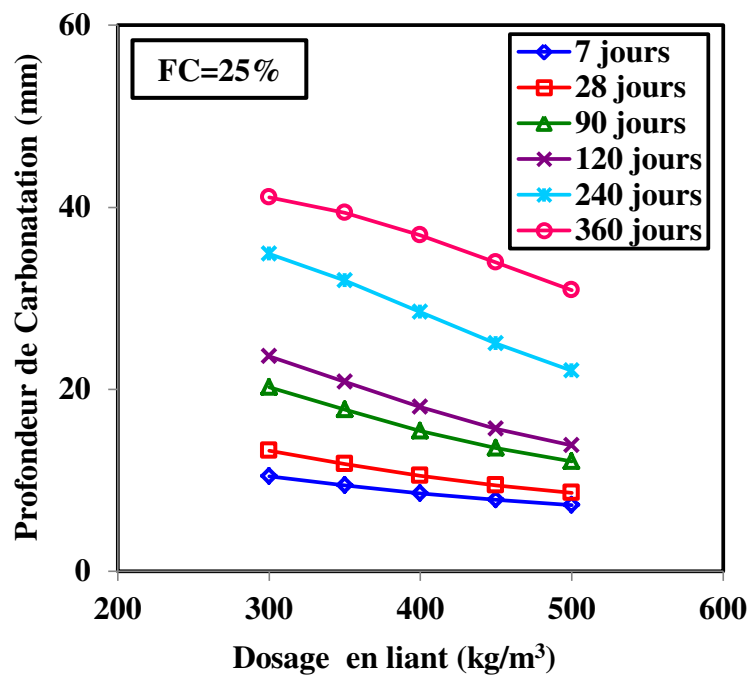


Fig. 5.16 — Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=25% –

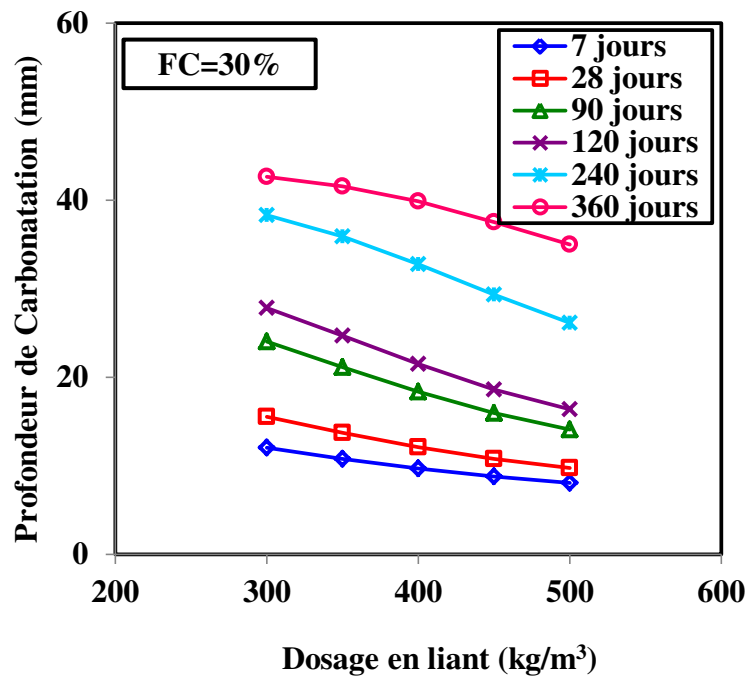


Fig. 5.17 — Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=30% –

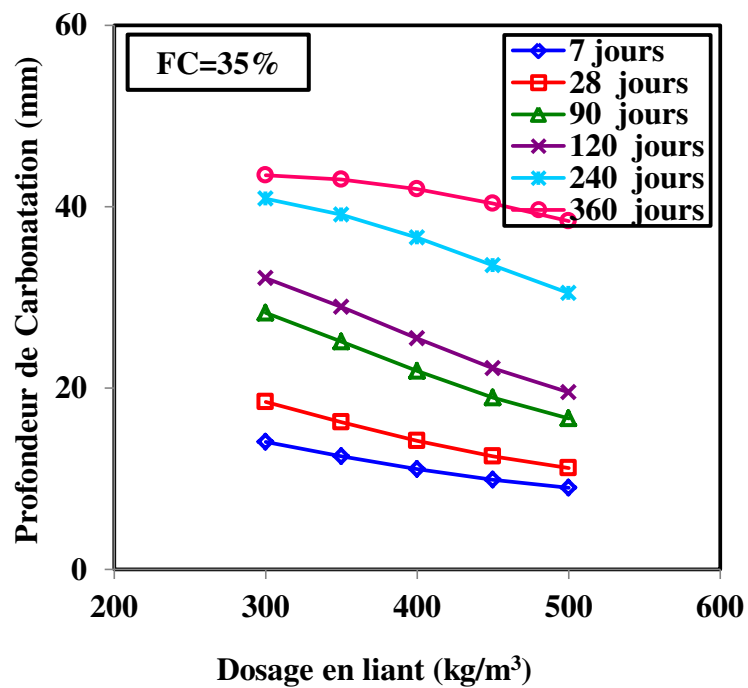


Fig. 5.18 — Effet du dosage en liant sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=35% –

D'après Houst (1984), la tendance de l'évolution de la profondeur de carbonatation du béton en fonction du liant est due à deux explications synchroniques à la diminution de la vitesse de carbonatation sont relevées dans la littérature:

- D'une part, la porosité du béton diminue avec l'augmentation du dosage en liant ce qui mène à l'augmentation de la compacité du béton, ralentissant alors la pénétration du CO_2 dans le système poreux, et donc la diffusion de CO_2 est réduite. Par conséquent, la vitesse de carbonatation diminue.
- D'autre part, la quantité de chaux à carbonater augmente avec l'augmentation du dosage en liant. La durée de carbonatation est alors plus longue, la vitesse de carbonatation diminue. Par conséquent, la profondeur de carbonatation diminue également.

5.5.3 Effet du rapport E/L sur la carbonatation

Afin d'étudier l'effet du rapport E/L sur la profondeur de carbonatation du béton, on a fixé les paramètres suivants: ($\text{CO}_2=50\%$, $\text{HR}=60\%$ et $\text{cure}=28\text{jours}$), on a varié le rapport E/L de 0.4, jusqu'à 0.6 pour chaque taux de substitution de filler calcaire (de 0 à 35%) à différents âges (de 7 à 360 jours).

Les figures de 5.19 à 5.26, illustrent l'effet du rapport E/L sur l'évolution de la profondeur de carbonatation du béton pour différents âges. On constate que la profondeur de carbonatation augmente avec l'augmentation du rapport E/L, quel que soit l'âge des éprouvettes de béton variant de 7 à 360 jours.

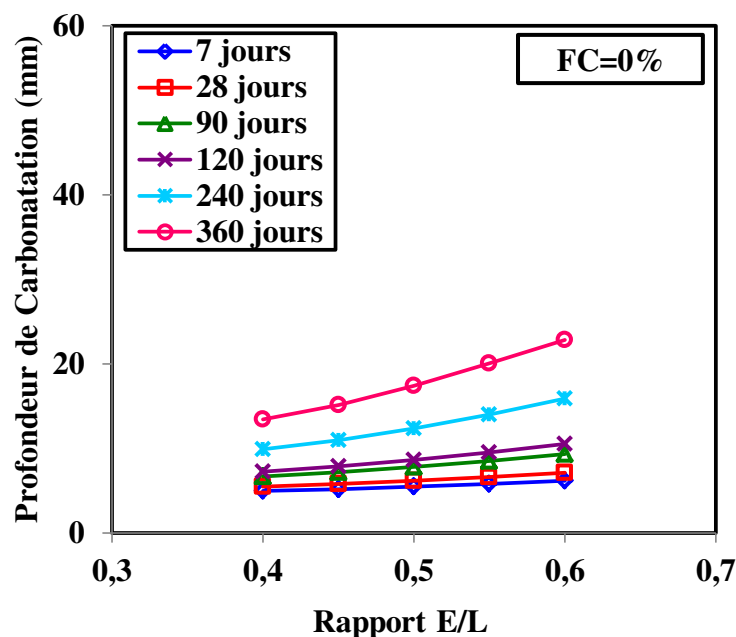


Fig. 5.19 — Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – **FC=0%** –

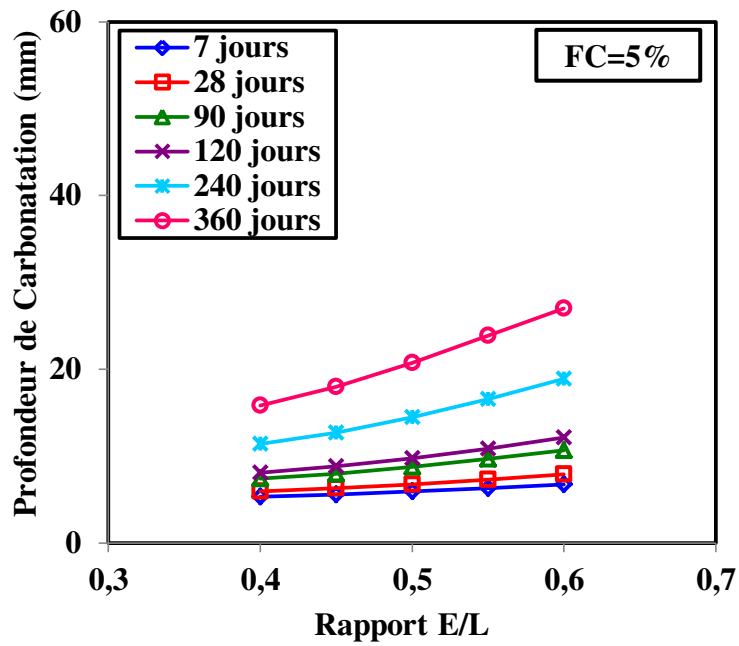


Fig. 5.20 — Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=5% –

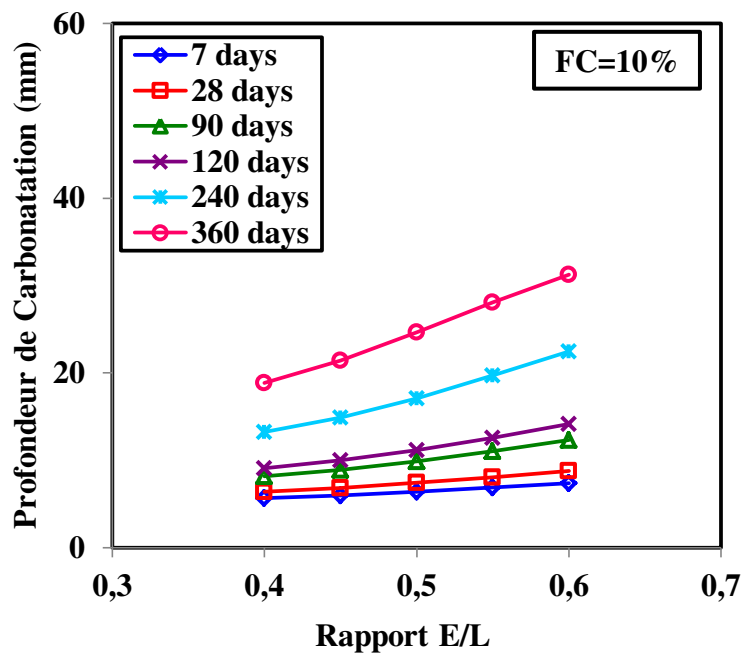


Fig. 5.21 — Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=10% –

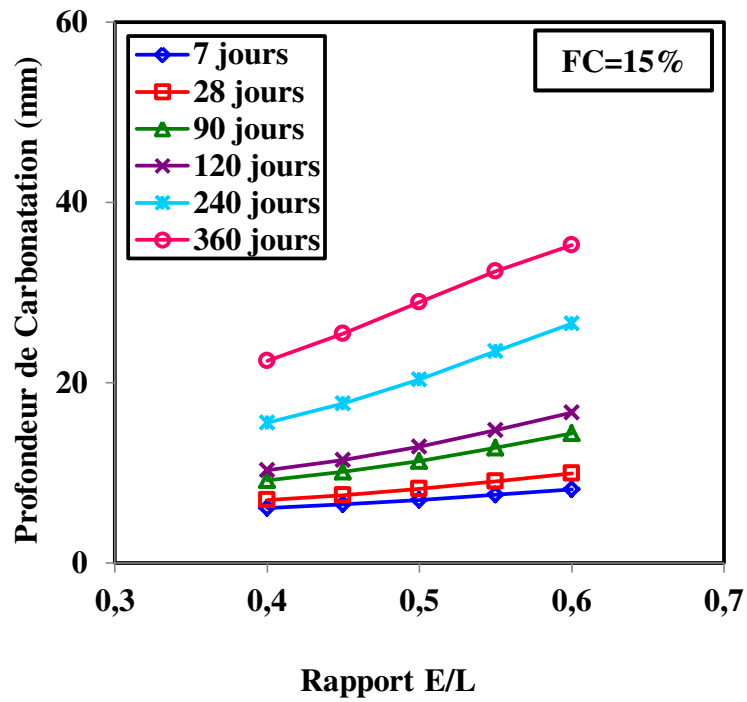


Fig. 5.22 — Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=15% –

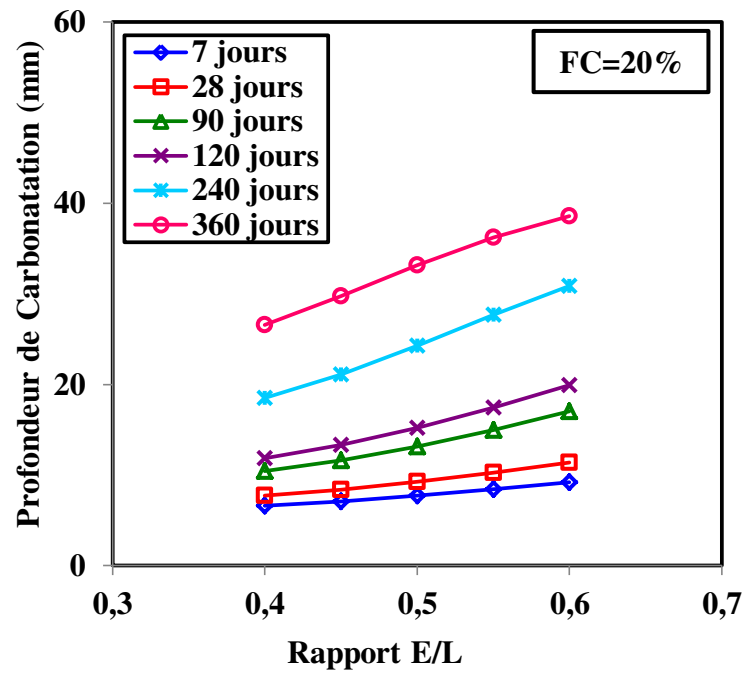


Fig. 5.23 — Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=20% –

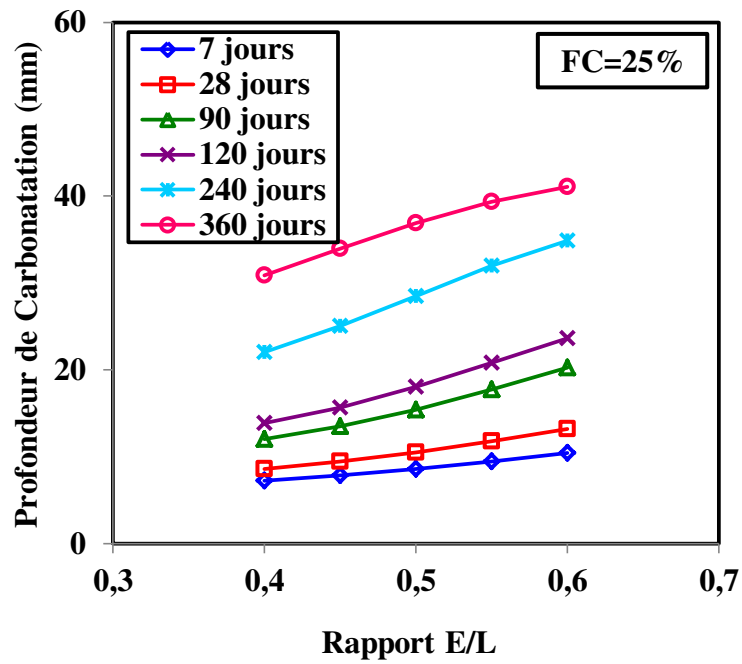


Fig. 5.24 — Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=25% –

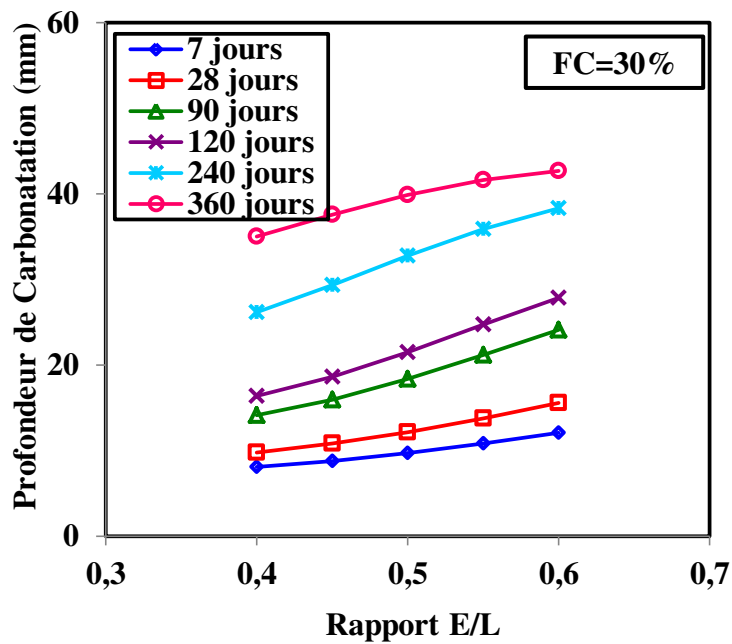


Fig. 5.25 — Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – FC=30% –

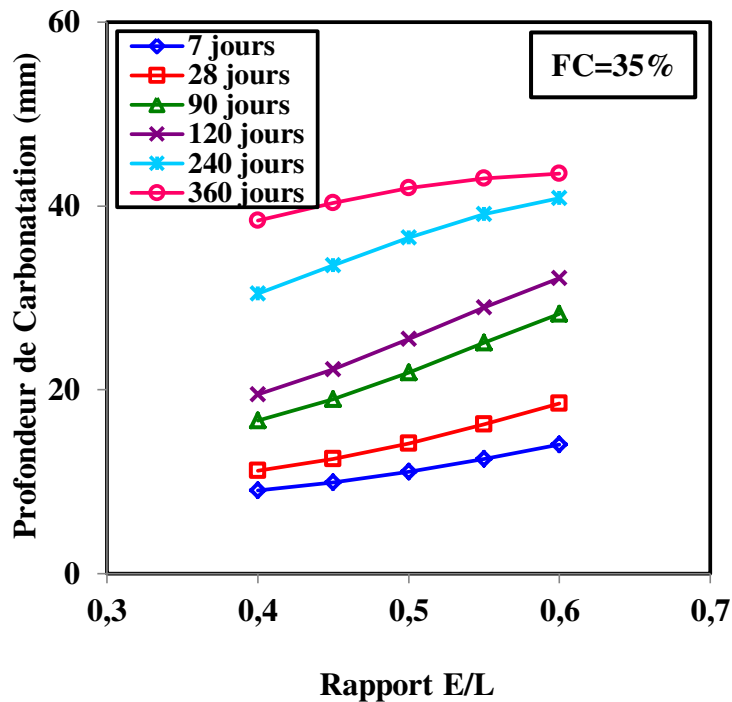


Fig. 5.26 — Effet du rapport E/L sur la carbonatation de béton à différents âges – **FC=35%** –

Plus le rapport E/L est élevé plus la profondeur de carbonatation est importante. Cette tendance de comportement s'explique par l'augmentation de la porosité du béton avec l'augmentation du rapport E/L, ainsi, l'eau en excès crée des vides favorisant la diffusion du CO_2 , par conséquent, la diffusion du CO_2 augmente (Rabehi *et al.* 2013).

5.5.4 Effet de filler calcaire sur la carbonatation

Afin d'étudier l'influence de filler calcaire sur la profondeur de carbonatation du béton, on a fixé les paramètres suivants: ($\text{CO}_2=50\%$, $\text{HR}=60\%$ et la durée de cure initiale=28jours), on a varié le taux de substitution de filler calcaire (0, 5, 10, 15, 20, 25, 30 et 35%) pour des dosage en liant L (de 300 à 500 kg/m^3) à différents âges (de 7 à 360 jours).

Les figures de 5.27 à 5.31, illustrent l'effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la profondeur de carbonatation du béton à différents âges. On constate que la profondeur de carbonatation augmente avec l'augmentation du pourcentage de filler calcaire dans le ciment,

quel que soit l'âge des éprouvettes. C'est-à-dire l'addition de filler calcaire au ciment n'apporte aucune amélioration de la résistance à la carbonatation du béton.

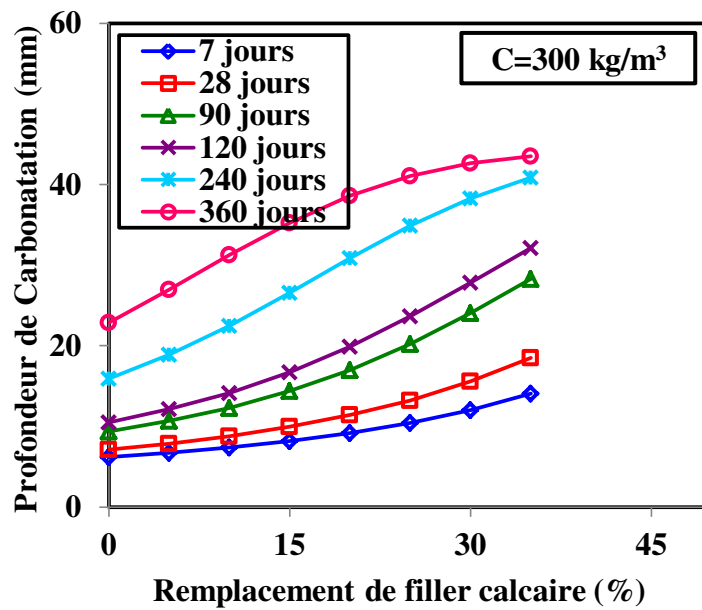


Fig. 5.27 — Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – $C=300 \text{ kg/m}^3$ –

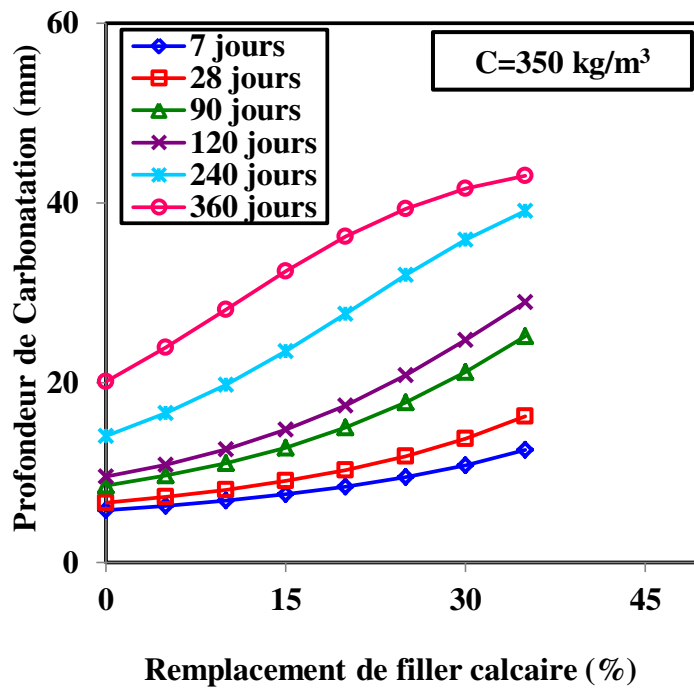


Fig. 5.28 — Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – $C=350 \text{ kg/m}^3$ –

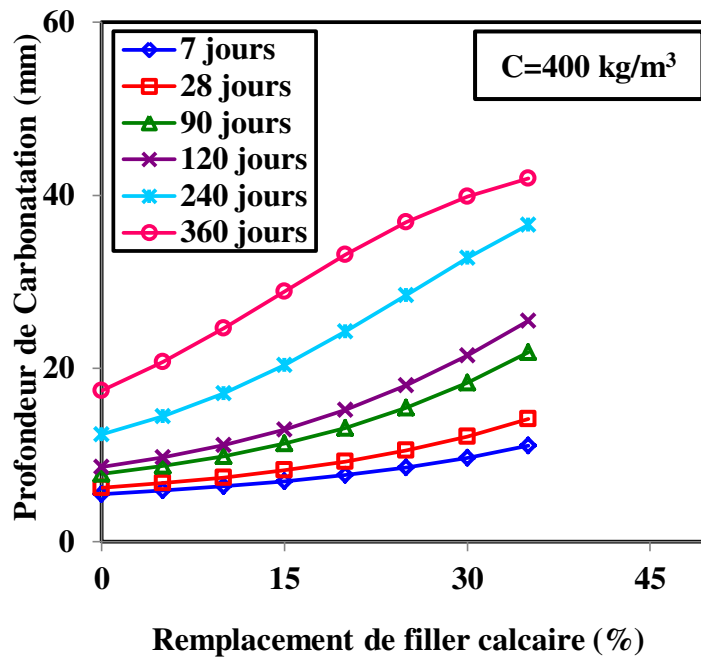


Fig. 5.29 — Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – $C=400 \text{ kg/m}^3$ –

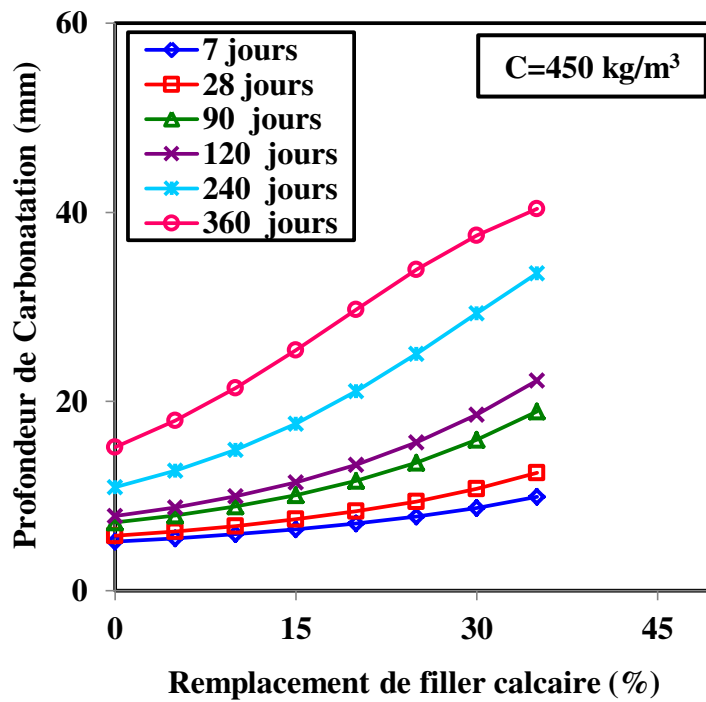


Fig. 5.30 — Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – $C=450 \text{ kg/m}^3$ –

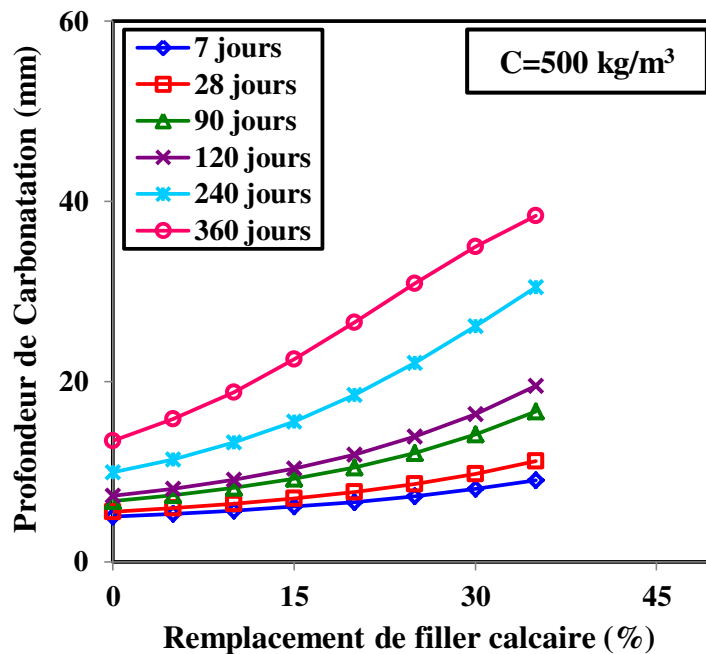


Fig. 5.31 — Effet de remplacement partiel de filler calcaire sur la carbonatation de béton à différents âges – $C=500 \text{ kg/m}^3$ –

De manière générale, les travaux de la littérature (Lollini *et al.* 2014; Rabehi *et al.* 2013) montrent tous clairement que les fillers calcaires augmentent la profondeur de carbonatation, c'est-à-dire, diminuent la résistance à la carbonatation du béton. Ceci est directement attribué à une raison simple : en substituant une quantité du clinker par des fillers calcaires, la teneur en portlandite est également diminuée, en raison de la diminution de la quantité de ciment hydraté. Il s'ensuit qu'une faible quantité de CO_2 est suffisante pour consommer la portlandite et ce qui a pour effet d'abaisser le pH facilement.

5.5.5 Effet du dioxyde de carbone sur la carbonatation

Le taux de carbonatation du béton augmente avec l'augmentation de la concentration de CO_2 , par sa diffusion effectuée à travers les pores interstitiels dans la pâte de ciment durcie (Neville, 2011).

Afin d'étudier l'influence du dioxyde de carbone sur la profondeur de carbonatation du béton, on a fixé les paramètres suivants: ($L = 400 \text{ Kg/m}^3$, Liant/agrégats = 0.21, E/L = 0.5, la durée de cure initiale = 28jours et HR=60%), on a varié le pourcentage de CO_2 =(2, 5, 10, 20, 50%) pour chaque taux de substitution du filler calcaire (de 0 à 30%) à différents âges (de 7, à 360 jours).

Les figures de 5.32 à 5.35, montrent l'effet de pourcentage du CO₂ sur la profondeur de carbonatation du béton pour différents âges.

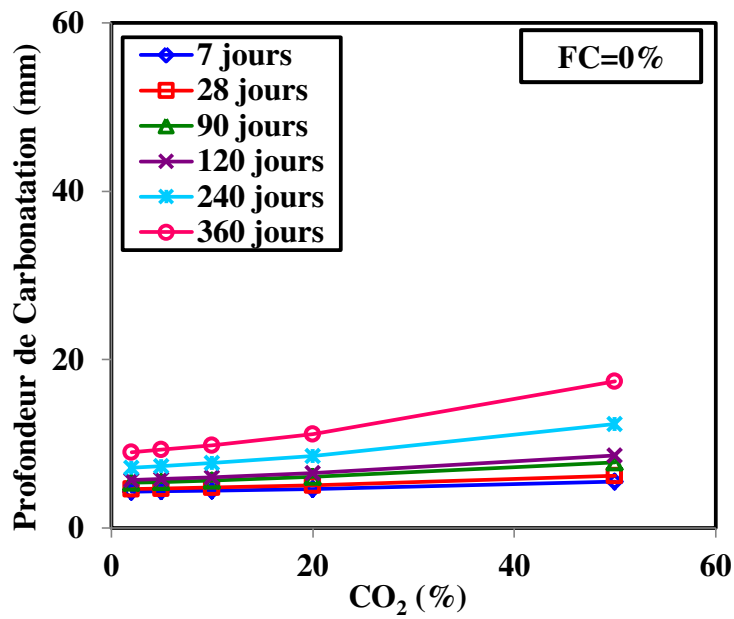


Fig. 5.32 — Effet du CO₂ (%) sur la carbonatation de béton à différents âges **FC=0%**

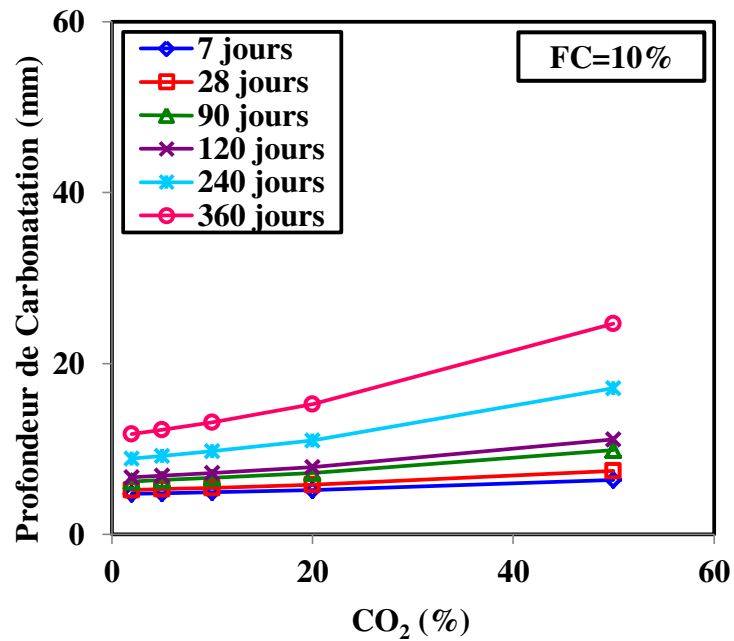


Fig. 5.33 — Effet du CO₂ (%) sur la carbonatation de béton à différents âges **FC=10%**

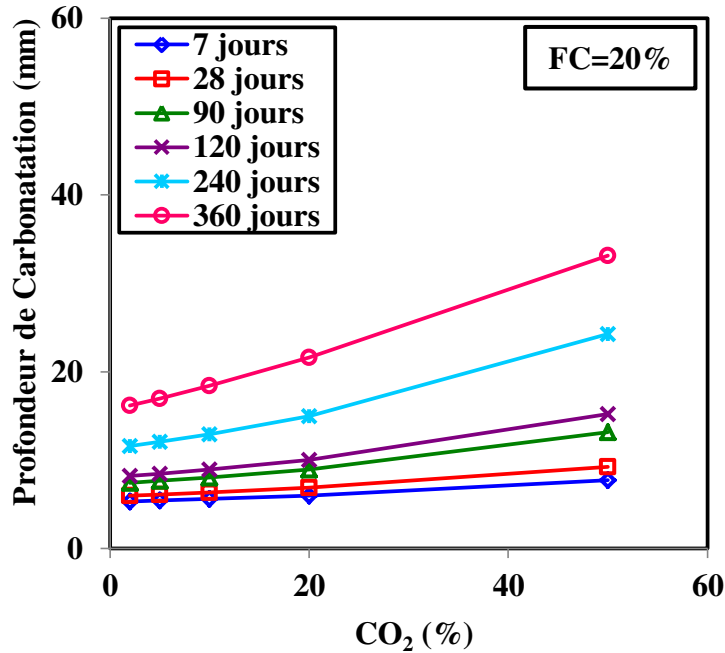


Fig. 5.34 — Effet du CO₂ (%) sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=20%–

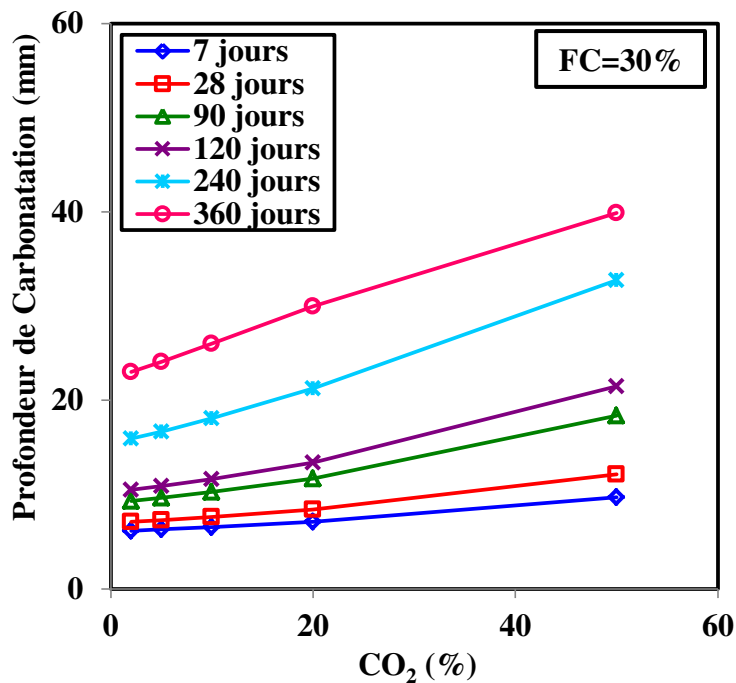


Fig. 5.35 — Effet du CO₂ (%) sur la carbonatation de béton à différents âges –FC=30%–

A partir des figures de 5.32 à 5.35 on constate que l'augmentation de la concentration de CO₂ conduit à une augmentation de la profondeur de carbonatation, quel que soit l'âge des bétons.

La carbonatation des échantillons mène à la polymérisation progressivement du C-S-H qui conduit à la formation d'un gel de silicate de calcium modifié et de carbonate de calcium (CaCO_3). La carbonatation du C-S-H et de la portlandite se produit simultanément et la polymérisation du C-S-H après la carbonatation augmente avec l'augmentation de la concentration de CO_2 . [Castellote et al. \(2009\)](#) ont constaté que jusqu'à une concentration de CO_2 de 3%, le gel de C-S-H a une faible teneur de Ca/Si à celle de l'échantillon non carboné. Par contre, lorsque la concentration de CO_2 dépasse 10%, le gel de C-S-H disparaît complètement. Donc, les épaisseurs carbonatées sont d'autant plus importantes tant que la teneur en CO_2 est plus élevée ([Castellote et al. 2009](#)).

5.5.6 Effet de l'humidité relative sur la carbonatation

La carbonatation est un phénomène diffusif. Cette diffusion est ralentie lorsque l'humidité relative est élevée ($\text{HR} > 80\%$) mais la réaction de carbonatation est une réaction de dissolution-précipitation et donc il faut un minimum d'eau pour qu'elle se produise. Donc, l'humidité relative a un effet important sur le taux de carbonatation du béton. Il existe donc une valeur optimale qui se situe entre 50 et 70%, selon [Pacheco Torgal et al. \(2012\)](#).

Afin d'étudier l'effet de l'humidité relative sur la profondeur de carbonatation du béton, on a fixé les paramètres suivants: ($L = 300 \text{ kg/m}^3$, rapport Liant/agrégats = 0.16, $E/L = 0.45$, la durée de cure initiale = 28 jours et la concentration de $\text{CO}_2 = 50\%$) et on a varié l'humidité relative HR (55, 60, 65%), pour les différentes substitution du filler calcaire (de 0 à 30%), à différents âges (de 7 à 360 jours).

Les figures de 5.36 à 5.39, montrent l'effet de l'humidité relative sur la profondeur de carbonatation du béton pour différents âges.

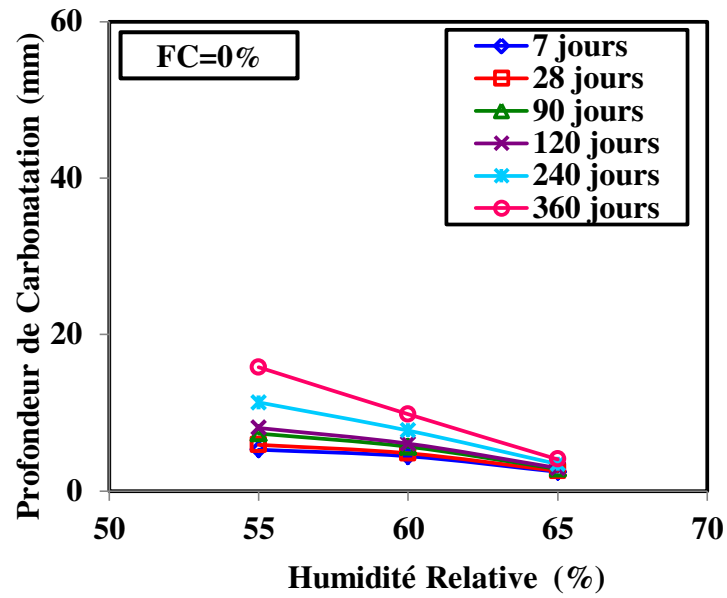


Fig. 5.36 — Effet de l'humidité relative sur la carbonatation de béton à différents âges —FC=0%—

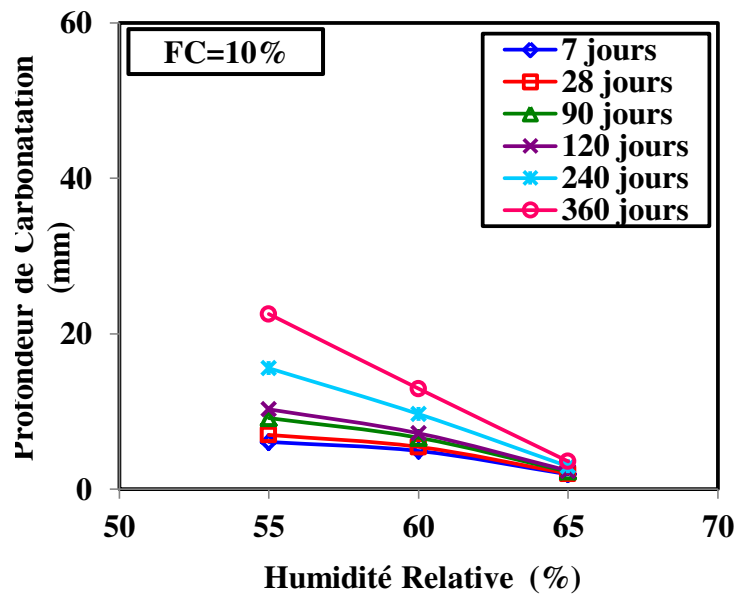


Fig. 5.37 — Effet de l'humidité relative sur la carbonatation de béton à différents âges —FC=10%—

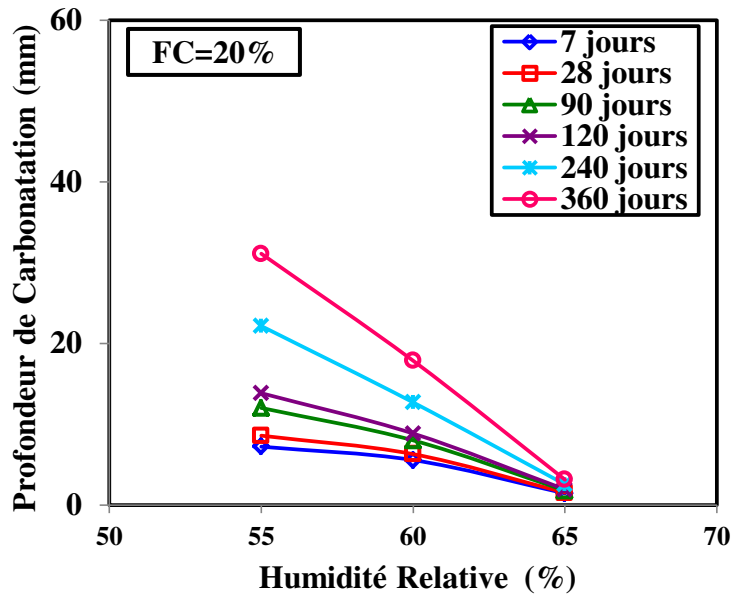


Fig. 5.38 — Effet de l'humidité relative sur la carbonatation de béton à différents âges —FC=20%—

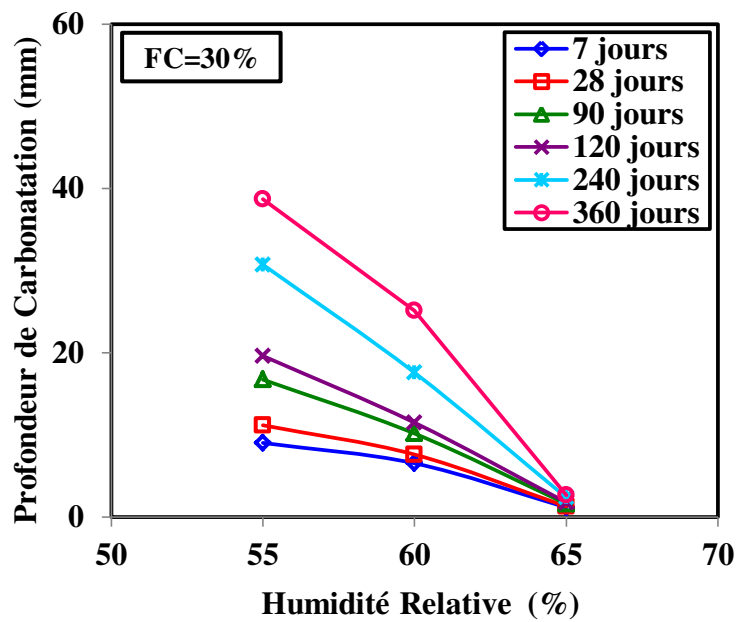


Fig. 5.39 — Effet de l'humidité relative sur la carbonatation de béton à différents âges —FC=30%—

On constate que l'augmentation du pourcentage de l'humidité relative (HR) conduit à une diminution de la profondeur de carbonatation, quel que soit l'âge des éprouvettes de bétons. Ceci s'explique pour une humidité relative inférieure à 50%, la diffusion du CO_2 dans le béton est élevée, mais il n'y a pas une quantité d'eau suffisante dans les pores pour produire la carbonatation. Pour une humidité relative plus élevée, la diffusion du CO_2 est très faible, ce qui également réduit le taux de carbonatation (Papadakis *et al.* 1991). Ceci la raison que la plupart des recherches sur la carbonatation du béton utilise une humidité relative entre 50% et 70%. Donc, la carbonatation se produit à une humidité relative de 50% à 70%.

5.5.7 Effet du temps de cure initiale sur la carbonatation

Le processus qui consiste à garder une humidité suffisante et une température adéquate est appelé la cure de béton. La durée de cure initiale joue un rôle très important dans la cinétique de carbonatation des matériaux à base de ciment. Selon Neville (2011), plusieurs chercheurs ont indiqué que l'augmentation de la durée de cure humide initiale de 1 jour à 3 jours réduit la profondeur de la carbonatation d'environ 40%.

Afin d'étudier l'influence du temps de la durée de cure initiale sur la profondeur de carbonatation du béton, on a fixé les paramètres suivants: ($L = 300 \text{ Kg/m}^3$, Liant/agrégats = 0.16, $E/L = 0.45$, $\text{CO}_2 = 50\%$ et $\text{HR} = 60\%$), on a varié, la durées de cure (0, 1, 3, 7, 28 jours) pour différentes substitutions du filler calcaire (de 0 à 30%) à différents âges (de 7 à 360 jours). Les figures de 5.40 à 5.43, montrent l'influence de la cure sur la profondeur de la carbonatation du béton à différents âges.

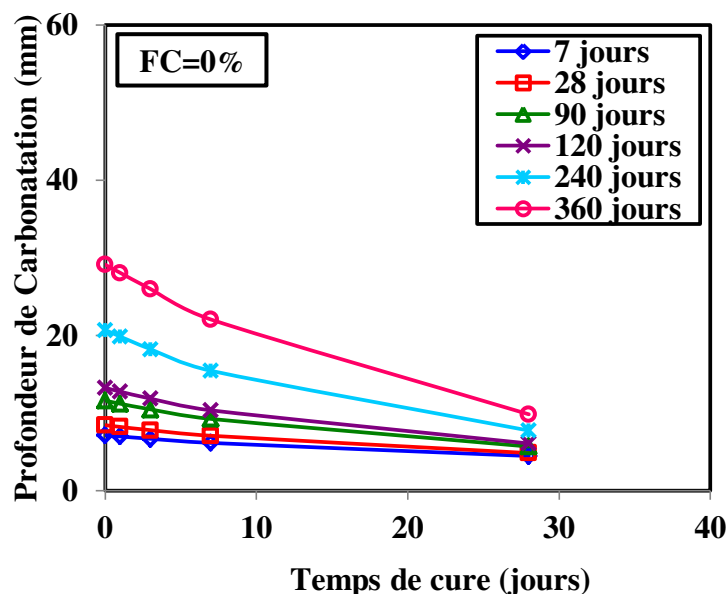


Fig. 5.40 — Effet de la durée de cure sur la carbonatation de béton à différents âges —FC=0%—

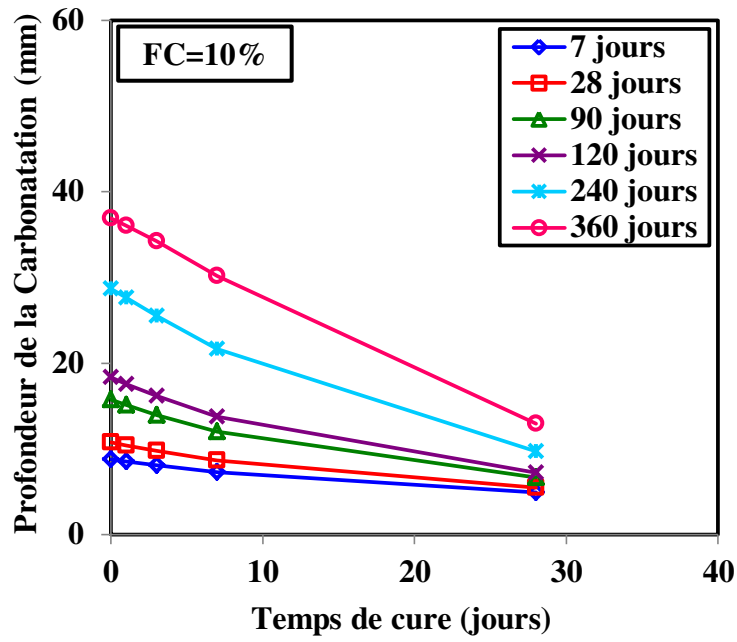


Fig. 5.41 — Effet de la durée de cure sur la carbonatation de béton à différents âges —FC=10%—

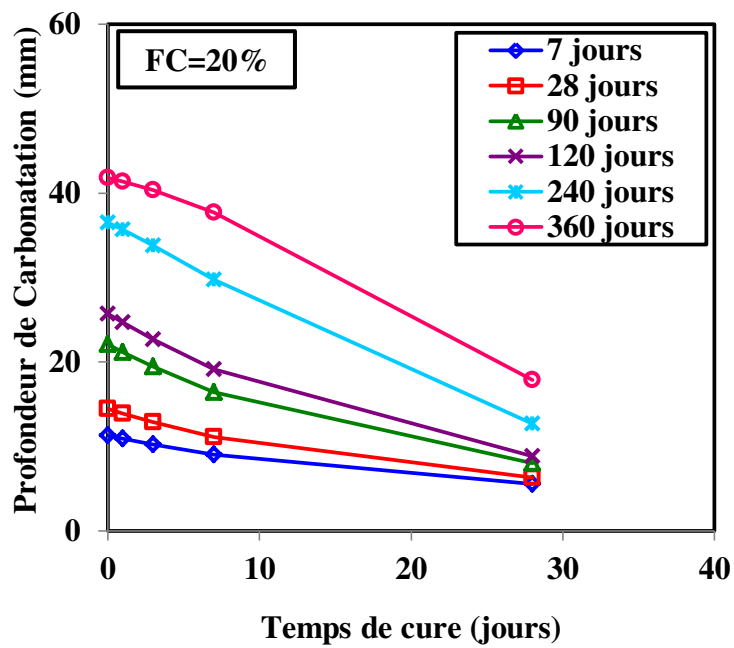


Fig. 5.42 — Effet de la durée de cure sur la carbonatation de béton à différents âges —FC=20%—

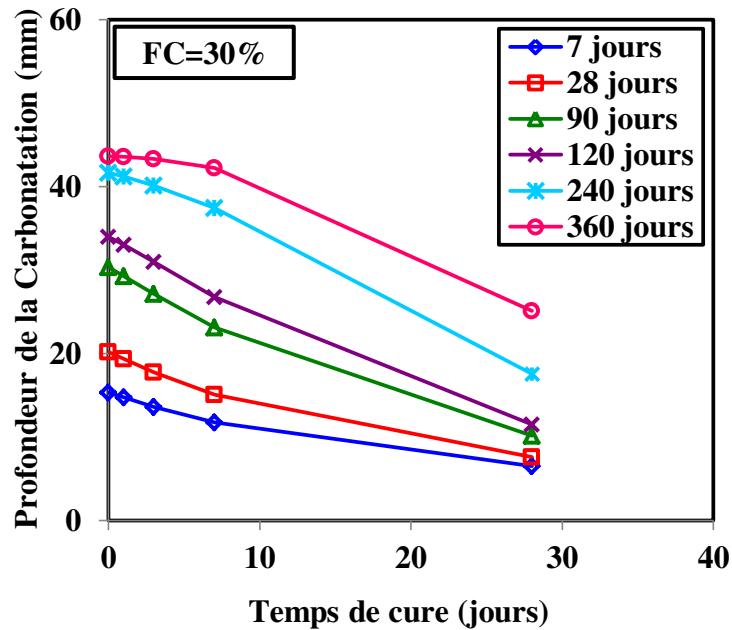


Fig. 5.43 — Effet de la durée de cure sur la carbonatation de béton à différents âges —FC=30%—

On constate que l'augmentation de la durée de cure initiale conduit à une diminution de la profondeur de carbonatation, quel que soit l'âge des bétons.

D'après [Fattuhi \(1988\)](#), le taux de carbonatation diminue avec l'augmentation de la durée de cure humide initiale. Ceci est dû que la cure favorise l'hydratation où laquelle de nombreuses propriétés du béton peuvent être améliorées. Donc, une quantité d'hydrates susceptibles de se carbonater importante. L'hydratation continue de la pâte de ciment réduit la porosité du béton et finalement améliore la résistance à la carbonatation du béton. Par conséquent, afin de réduire le coefficient de la diffusion de CO_2 dans le réseau poreux dans un béton à un niveau donné, la durée de cure humide de béton doit être augmentée.

[Lo et al. \(2002\)](#) ont noté qu'à temps de cure égal, le béton soumis à une cure humide affiche des profondeurs de carbonatation plus faible que celle de béton soumis à une cure sec.

5.6 Comparaison avec d'autres chercheurs

Afin de valider le modèle proposé RNA2, on a comparé les résultats de obtenus par ce modèle avec d'autres données disponibles dans la littérature ([Marques et al., 2010](#); [Bucher et al., 2015](#)). Le tableau (5.5) résume cette comparaison, avec le calcul de l'erreur relative (E) selon l'équation (5.2). On constate que le pourcentage de l'erreur égale environ 15 %.

$$E(\%) = \text{ABS} \left(\frac{V_{\text{exp}} - V_{\text{ANN}}}{V_{\text{exp}}} \right) \times 100 \quad (5-2)$$

Tableau 5.5 — Validation du modèle de RNA2 avec les autres chercheurs.

N	Auteurs	Année	FC (%)	Pc (mm)		Deviation [E] (%)
				Exp	RNA	
1			0	9.5	11.9	25.1
2	Bucher <i>et al.</i> , (2015).	2015	16	14.5	12.8	11.9
3			22	15.5	13.9	10.5
4			0	5.5	5.63	2.4
5	Marques <i>et al.</i> , (2010).	2010	0	7	5.93	15.3
6			14	8	7.51	6.1
7			14	12	8.28	31
Moyen						14.6

La figure 5.44 montre la concordance qui existe entre les résultats expérimentaux et ceux prévus par le modèle RNA2.

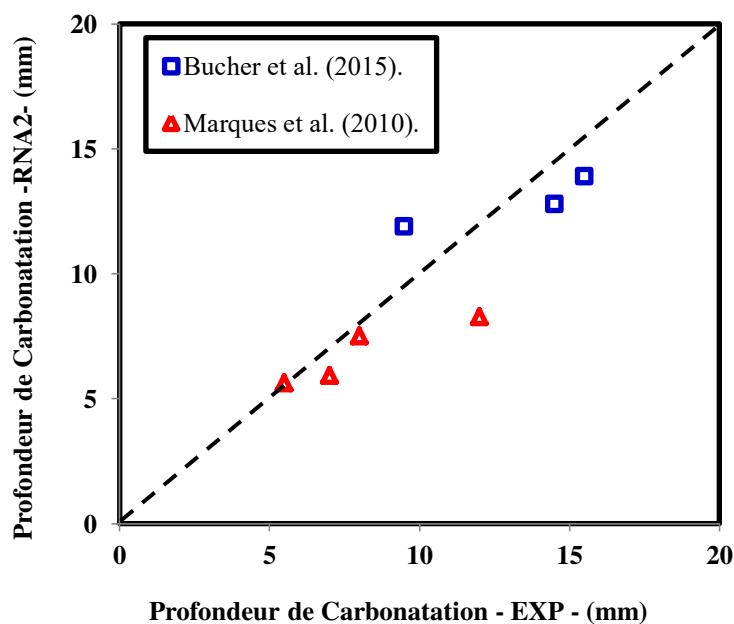


Fig. 5.44 — Comparaison de la profondeur de carbonatation de béton expérimentale avec la profondeur de carbonatation du béton prévue.

5.7 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la prédiction de la profondeur de carbonatation du béton contenant du filler calcaire par les boites à outils des réseaux de neurones artificiels sous MATLAB.

On a constaté que les résultats d'apprentissage, de tests et de validations de la prédiction par RNAs sont très proches des résultats expérimentaux.

Pour généraliser notre modèle, on a étudié l'effet de plusieurs paramètres qui influent directement sur le processus de la carbonatation. On a constaté que le comportement de chaque paramètre sur le processus de la carbonatation est en concordance avec les constatations de la littérature.

De plus, la confrontation des résultats de notre modèle RNA2 aux résultats expérimentaux de deux travaux de recherches non inclus dans la base de données a confirmé la validité du modèle RNA2.

Alors que, ces résultats ont montré que les réseaux de neurones artificiels ont un fort potentiel pour la prédiction de la profondeur de carbonatation du béton avec l'ajout de filler calcaire.

*Conclusions Générales
et Recommandations*

Conclusions générales

Depuis plusieurs années, les chercheurs ont proposé de diverses méthodes pour la prévision des propriétés du béton. Mais plus récemment, les réseaux de neurones sont de plus en plus utilisés dans la technologie du béton.

Le béton est un matériau hétérogène composite plus utilisé en génie civil en raison de sa capacité à résister la compression. Cette résistance est généralement considérée comme la propriété le plus important dans la désignation des structures en béton, bien que, dans de nombreux cas pratique, une autre propriété telle que la durabilité est plus important dans la durée de vie des structures en béton . Cette thèse offre la possibilité d'adopter les réseaux de neurone artificiels pour prévoir la résistance à la compression et la profondeur de carbonatation du béton avec un ajout cimentaire tel que le filler calcaire. Le béton étudié est obtenu par remplacement partiel du ciment par différentes proportions du filler calcaire de 0 jusqu'à 45 %.

En préambule de cette thèse, une méthodologie d'investigation a été suivie pour la collection par un filtrage et une organisation des données de recherches existantes dans les articles scientifiques et les thèses de doctorat pour créer et organiser des bases de données fiables de forme logique sur des bétons contenant un ciment (CEM I) a été substitué partiellement par de filler calcaire. Afin de former une base de données fiable pour développer un modèle de réseaux de neurones artificiels, trois étapes essentielles ont été mise en considération. La détermination des caractéristiques (l'analyse de données) a des conséquences sur la taille du réseau (le nombre de couches cachées et les neurones dans chaque couche) et donc le temps de simulation, sur les performances du réseau de neurone tels que le temps d'apprentissage, le pouvoir de séparation, et sur le taux de détection. La séparation des données a été évaluée en utilisant trois parties essentielles, une base de données pour la phase de l'apprentissage et le reliquat de la base de données est divisée par la phase de test et la phase de validation. Les différents pourcentages des trois phases ont été examinés avec une variation de 70% pour l'apprentissage, 15% pour le test et 15% pour la validation du modèle. Une base avec un nombre suffisant de données pour créer une base de données fiable comprenant des formulations sur un béton contenant de ciment substitue partiel par différentes taux du filler calcaire a été collectée.

Deux modèles ont été développés pour prédire deux propriétés du béton à l'état durci et à la durabilité qui sont la résistance à la compression et la profondeur de carbonatation du béton. Les modèles développés sont cités comme suit :

- RNA1 pour prédire la résistance à la compression d'un béton contenant jusqu'à 45% de fillers calcaire.
- RNA2 pour prédire la profondeur de carbonatation d'un béton contenant jusqu'à 45% de fillers calcaire.

Nous avons sélectionné vers 360 formulations concernant la résistance à la compression et 319 formulations concernant la profondeur de carbonatation, dont 70 % formulations consacrées à l'apprentissage et le reste (30%) est divisé par égalité entre le test et la validation. Ensuite, plusieurs architectures ont été élaborées en effectuant chaque fois des changements dans les paramètres du réseau jusqu'à l'obtention de la meilleure architecture après plusieurs itérations (vers de 1000 Epochs).

Ensuite, on a fait une organisation de réseau selon les résultats obtenus par les travaux précédents, c'est là qu'on a choisi deux architectures, les plus simples, l'un est constituée de sept neurones dans la couche d'entrées et de trois neurones dans la première couche cachée et de huit neurones dans la deuxième couche cachées avec l'algorithme de rétropropagation, pour la prévision de la résistance à la compression du béton. L'autre réseau est constitué de huit neurones dans la couche d'entrées et de deux neurones dans la première couche cachée et de dix-neuf neurones dans la deuxième couche cachées avec l'algorithme de rétropropagation, pour la prévision de la profondeur de carbonatation du béton.

Les résultats de validation ont montré clairement que les deux modèles proposés de RNAs ont donné des résultats très similaires et très satisfaisants, avec des coefficients de corrélation R^2 très élevés, de 0.97 et 0.97 pour les modèles RNA1 et RNA2, respectivement. Les résultats obtenus par les modèles RNA1 et RNA2 corroborent les résultats obtenus par les autres travaux existants dans la littérature.

A partir des travaux expérimentaux et analytiques qui ont été effectués, cette recherche a abouti aux conclusions et recommandations suivantes :

- Cette étude a indiqué que les modèles des réseaux de neurones sont des outils puissants et suffisants dans l'analyse des différentes données expérimentales pour la prévision de la résistance à la compression et la profondeur de carbonatation du béton avec un ajout comme le filler calcaire.

- Ils peuvent fournir des solutions précises pour prédire la résistance à la compression et la profondeur de carbonatation du béton. Ils peuvent nous faire connaître les paramètres importants qui affectent la cible de sortie.
- D'après les résultats obtenus, on pourra conclure que les réseaux de neurones artificiels sont plus adaptés à la modélisation des problèmes complexes et facilite mieux les simulations et les prédictions que les anciennes méthodes.
- A la lumière des résultats obtenus par les études paramétrique on peut conclure que l'utilisation de filler calcaire comme des ajouts cimentaire à des taux élevés allant jusqu'à 35%, n'affecte pas sur l'amélioration des propriétés de béton en particulier les résistances mécaniques et les résistances à la carbonatation. Ces résultats obtenus corroborent ceux obtenus par les autres recherches existantes dans la littérature.
- Les résultats obtenus par le programme informatique mis au point ont été comparés avec les résultats expérimentaux. Les comparaisons des résultats indiquent de bonnes ententes. Cette phase de validation reste nécessaire afin de s'assurer la performance de nos modèles proposés. Ceci présente un intérêt certain tant pour nous nous permet de décider que nos modèles sont capable de donner une meilleure prédiction.

Recommandations

Les investigations exposées dans ce travail donnent accès à de nombreuses pistes pour de futures recherches :

- Prévion des autres propriétés des bétons par exemple l'ouvrabilité de béton ordinaire, l'étalement de béton autoplaçant...etc.
- Prévion de la résistance des bétons spéciaux notamment les bétons à haute performance (BHP) et les bétons autoplaçants (BAP)...etc.
- Prévion de la durabilité des bétons notamment l'attaque aux sulfates, l'attaque des chlorures ...etc.
- Etude comparative entre les réseaux de neurones et les autres méthodes de prédiction telle que la logique floue, les algorithmes génétiques et les systèmes experts.
- L'utilisation d'autre techniques d'intelligence artificiels tel que : l'apprentissage profond (Deep learning), la logique floue, les systèmes experts, l'intelligence en essaim (swarm intelligence algorithms)...etc.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques

- Adamiak M, (2012), *Abrasion Resistance of Materials*, 1st Ed. Printed in Croatia, 212p.
- Alshihri M M, Azmy A M, et El-Bisy M S, (2009), *Neural networks for predicting compressive strength of structural light weight concrete*, Construction and Building Materials, Vol. 23, pp. 2214–2219.
- Altun F, Kişi Ö et Aydin K, (2008), *Predicting the compressive strength of steel fiber added lightweight concrete using neural network*, Computational Materials Science, Vol. 42, pp. 259–265.
- Ammar M, (2007), *Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/ continu*, Thèse de Doctorat, Toulouse, 194p.
- Baykasoğlu A, Öztaş A et Özbay E, (2009), *Prediction and multi-objective optimization of high-strength concrete parameters via soft computing approaches*. Expert Systems with Applications, Vol. 36, pp. 6145–6155.
- Benammar B, Mezghiche B, Guettala S, (2013), *Influence of atmospheric steam curing by solar energy on the compressive and flexural strength of concretes*, Construction and Building Materials, Vol. 49, pp. 511–518.
- Bogas J A, Real S, Ferrer B, (2016), *Biphasic carbonation behavior of structural lightweight aggregate concrete produced with different types of binder*, Cement and Concrete Composites, Vol. 71, pp. 110–121.
- Bucher R, Diederich P, Escadeillas G, Cyr M, (2017), *Service life of metakaolin-based concrete exposed to carbonation Comparison with blended cement containing fly ash, blast furnace slag and limestone filler*, Cement and Concrete Research, Vol. 99, pp. 18–29.
- Cain G, (2016), *Artificial neural networks: New Research*, Nova Science Publishers, New York, U.S.A, 243 p.
- Cam H T, et Neithalah N, (2010), *Moisture and ionic transport in concretes containing coarse limestone powder*. Cement and Concrete Composites, Vol. 32, pp. 486–496.
- Cartwright H, (2015), *Artificial neural networks*, Springer, New York Heidelberg Dordrecht, London, 353 p.
- Castellote M, Fernandez L, Andrade C, Alonso C, (2009), *Chemical changes and phase analysis of OPC pastes carbonated at different CO₂ concentrations*, Materials and Structures, Vol. 42, pp. 515–525.
- Chen C, Yang W, (2013), *Mitigation of Alkali-Silica reaction in mortar with limestone addition and carbonation*, Third International Conference on Sustainable Construction Materials and Technologies, Kyoto, Japan.

- Chenzhi L, Linhua J, Ning X, Shaobo J, (2018), *Pore structure and permeability of concrete with high volume of limestone powder addition*, Powder Technology, Vol. 338, pp. 416–424.
- Da Silva I N, Spatti D H, Flauzino R A, Liboni L H B, Dos Reis Alves S F, (2017), *Artificial neural networks: A Practical Course*, Springer International Publishing, Switzerland, 303p.
- Dhir R K, Limbachiya M C, McCarthy M J, et Chaipanich A, (2007), *Evaluation of Portland Limestone Cements for Use in Concrete Construction*, Materials and Structures, Vol. 40, pp. 459–473.
- Diab A M, Elyamany H E, Abd Elmoaty A-E M, Shalan A H, (2014), *Prediction of concrete compressive strength due to long term sulfate attack using neural network*, Alexandria Engineering Journal, Vol. 53, pp. 627–642.
- Diab A M, Aliabdo A A, Mohamed I A, (2016), *Corrosion behavior of reinforced steel in concrete with ground limestone as partial replacement of Portland cement*, Magazine and Concrete Research, Vol. 67, Issue 14, pp. 747–761.
- Diab A M, Abd Elmoaty A E M, Aly A A, (2016), *Long term study of mechanical properties, durability and environmental impact of limestone cement concrete*, Alexandria Engineering Journal, Vol. 55, pp. 1465–1482.
- Diab A M, Mohamed I A, Aliabdo A A, (2016), *Impact of organic carbon on hardened properties and durability of limestone cement concrete*, Construction and Building Materials, Vol. 102, pp. 688–698.
- Dreyfus G, Martinez JM, Samuelides M, Mirta BG, Badran F, Thiria S, Hérault L, (2002), *Les Réseau de neurones-Méthodologie et application*, Ed. Eyrolles, 471p.
- Dreyfus G, (2005), *Neural networks: Methodology and Applications*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Printed in Germany, 417p.
- Ezziane K, Kadri E H, Hallal A, et Duval R, (2010), *Effect of mineral additives on the setting of blended cement by the maturity method*, Materials and Structures, Vol. 43, pp. 393–401.
- Fattuhi N I, (1988), *Concrete carbonation as influenced by curing regime*, Cement and Concrete Research, Vol. 18, pp. 18–29.
- Githachuri K, Alexander M G, (2013), *Durability performance potential and strength of blended Portland limestone cement concrete*, Cement & Concrete Composites, Vol. 39, pp. 115–121.
- Guemmadi Z, Resheidat M, Chabil H, Toumi B, (2009), *Modeling the Influence of Limestone Filler on Concrete: A Novel Approach for Strength and Cost*. Jordan Journal of Civil Engineering, Vol. 3, No. 02, pp. 158–171.
- Hainer J S, (2015), *Karbonatisierungs verhalten von betonen unter einbeziehung Klinker reduzierter zusammensetzungen*, Thèse de Doctorat, Département de Génie Civil, Université de Darmstadt – Allemagne – 317p.

- Houst Y F, (1984), *Carbonatation du béton et corrosion des armatures*, Chantiers/suisse, Vol. 15, pp. 569–574.
- Kadri E H, Aggoun S, De Schutter G et Ezziane K, (2010), *Combined effect of chemical nature and fineness of mineral powders on Portland cement hydration*, Materials and Structures, Vol. 43, pp. 665–673.
- Kellouche Y, Boukhatem B, Ghrici M, Tagnit-Hamou A, (2017), *Exploring the major factors affecting fly-ash concrete carbonation using artificial neural network*, Neural Comput & Applic, pp.1–13.
- Lo Y, Lee H M, (2002), *Curing effects on carbonation of concrete using a phenolphthalein indicator and Fourier – transform infrared spectroscopy*, Building and Environment, Vol. 37, pp. 507–514.
- Lollini F, Redaelli E, et Bertolini L, (2014), *Effects of Portland cement replacement with limestone on the properties of hardened concrete*, Cement and Concrete Composites, Vol. 46, pp.32–40.
- Marques P F, Costa A, (2008), *Service life of RC structures: Carbonation induced corrosion. Prescriptive vs. performance - based methodologies*, Construction and Building Materials, Vol. 03, pp. 258–265.
- Marques P F, Chastre C, et Nunes Â, (2013), *Carbonation service life modeling of RC structures for concrete with Portland and blended cements*. Cement and Concrete Composites, Vol. 37, pp. 171184.
- Meddah M S, Lmbachiya M C, et Dhir R K, (2014), *Potential use of binary and composite limestone cements in concrete production*, Construction and Building Materials, Vol. 58, pp.193–205.
- Moon G D, Oh S, Jung S H et Choi Y C, (2017), *Effects of the fineness of limestone powder and cement on the hydration and strength development of PLC concrete*, Construction and Building Materials, Vol. 135, pp. 129 – 136.
- Neves R D, (2012), *A permeabilidade ao ar e a carbonatação do betão nas estruturas*. Thèse de Doctorat, Département de Génie Civil, Université de Lisbonne – Portugal–, 502p.
- Neville A M, (2011), *Properties of concrete*, 5 th Ed. Printed in Malaysia (CTP VVP), 2866p.
- Noorzaei J, Hakim S J S, Jaafar M S, et Thanoon W A M, (2007), *Development of artificial neural networks for predicting concrete compressive strength*, International Journal of Engineering and Technology, Vol. 4, No. 2, pp. 141–153.
- Noorzaei J, Hakim S J S et Jaafar M S, (2008), *Application of artificial neural network to predict compressive strength of high strength concrete*. ICCBT, Vol. 12, No 04, pp. 57–68.
- Oreta A W C. et Kawashima K, (2003), *Neural network modeling of confined compressive strength and strain of circular concrete columns*, Journal of structural engineering. Vol. 129, No.4, pp. 554–561.

- Özcan F, Atiş C D, Karahan O, Uncuoğlu E, Tanyildizi H, (2009), *Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete*, Advances in Engineering Software, Vol. 40, No. 8, pp. 856–863.
- Öztaş A, Pala M, Özbay E, Kanca E, Çağlar N, et Bhatti M A, (2006), *Predicting the compressive strength and slump of high strength concrete using neural network*, Construction and Building Materials, Vol. 20, pp. 769–775.
- Pacheco Torgal F, Miraldo S, Labrincha J A, De Brito J, (2012), *An overview on concrete carbonation in the context of eco-efficient construction: Evaluation, use of SCMs and/or RAC*, Construction and Building Materials, Vol. 36, pp. 141–150.
- Palm S, Proske T, Rezvani M, Hainer S, Müller C, Graubner C-A, (2016), *Cements with a high limestone content – Mechanical properties, durability and ecological characteristics of the concrete*, Construction and Building Materials, Vol. 119, pp. 308–318.
- Papadakis V G, Fardis M N, Vayenas C G, (1992), *Effect of composition, environmental factors and cement-lime mortar coating on concrete carbonation*, Materials and Structures. Vol. 25 pp. 293–304.
- Parizeau M, (2006), *Réseaux de neurones*. Canada. 127p.
- Prasad B K R, Eskandari H et Reddy B V V, (2009), *Prediction of compressive strength of SCC and HPC with high volume fly ash using ANN*, Journal of Construction and Building Materials, Vol. 23, pp. 117–128.
- Rabehi M, Mezghiche B, Guettala S, (2013), *Correlation between initial absorption of the cover concrete, the compressive strength and carbonation depth*, Construction and Building Materials, Vol. 45, pp. 123 – 129.
- Rabehi M, (2014), *Apport à la caractérisation de la porosité ouverte du béton d'enrobage par l'utilisation des tests d'absorption capillaire*. Thèse de Doctorat, Département de Génie Civil, Université de Biskra, 166p.
- Ramachandran V S, et Beaudoin J J, (2001), *Handbook of analytical techniques in concrete science and technology, Principles, Techniques, and Applications*, LLC, U.S.A, 990 p.
- Ramezaniapour A A, Ghiasvand E, Nickseresht I, Mahdikhani M, et 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.
- Rasa E, Ketabchi H et Afshar M H, (2009), *Predicting density and compressive strength of concrete cement paste containing silica fume using artificial neural networks*, Transaction A: Civil Engineering. Vol.16, No. 1, pp. 33–42.
- Revani M, Proske T, (2017), *Influence of chemical-mineralogical properties of limestone on the shrinkage behaviour of cement paste and concrete made of limestone-rich cements*, Construction and Building Materials, Vol. 157, pp. 818–828.
- Sancak E, (2009), *Prediction of bond strength of lightweight concretes by using artificial neural networks*. Scientific Research and Essay Vol. 4 (4), pp. 256-266.

- Sarıdemir M, (2009), *Prediction of compressive strength of concretes containing meta-kaolin and silica fume by artificial neural networks*, *Advances in Engineering Software*, Vol. 40, pp. 350–355.
- Shaker F, Rashad A, Allam M, (2018), *Properties of concrete incorporating locally produced Portland limestone cement*, *Ain Shams Engineering Journal*, Vol. 9, pp. 2301 – 2309.
- Sezer G I, (2012), *Compressive strength and sulfate resistance of limestone and/or silica fume mortars*, *Construction and Building Materials*, Vol. 26, pp. 613–618.
- Skaropoulou A, Sotiriadis K, Kakali G, Tsivilis S, (2013), *Use of mineral admixtures to improve the resistance of limestone cement concrete against thaumasite form of sulfate attack*, *Cement & Concrete Composites*, Vol. 37, pp. 267–275.
- Sotiriadis K, Nikolopoulou E, Tsivilis S, (2012), *Sulfate resistance of limestone cement concrete exposed to combined chloride and sulfate environment at low temperature*, *Cement and Concrete Composites*, Vol. 34, pp.903–910.
- Sun J, Chen Z, (2018), *Influences of limestone powder on the resistance of concretes to the chloride ion penetration and sulfate attack*, *Powder Technology*, Vol. 338, pp. 725–733.
- Taylor F W H, (1986), *Proposed structure for calcium silicate hydrate gel*, *Journal of the American Ceramic Society*, Vol. 69, pp. 464–467.
- Thongsanitgarn P, Wongkeo W, Chaipanich A, Poon C S, (2014), *Heat of hydration of Portland high-calcium fly ash cement incorporating limestone powder: Effect of limestone particle size*, *Construction and Building Materials*, Vol. 66, pp. 410 – 417.
- Topçu İ B, et Sarıdemir M, (2007), *Prediction of mechanical properties of recycled aggregate concretes containing silica fume using artificial neural networks and fuzzy logic*, *Journal of Computational Materials Science*, Vol. 42, pp. 74–82.
- Tsivilis S, Batisa G, Chaniotakis E, Grigoriadis Gr, Theodossis D, (2000), *Properties and behavior of limestone cement concrete and mortar*, *Cement and Concrete Research*, Vol. 30, pp.1679–1683.
- Tsivilis S, Tsantilas J, KaKali G, Chaniotakis E, et Sakellario A, (2003), *The permeability of Portland limestone cement concrete*, *Cement and Concrete Research*, Vol. 33, pp. 1465–1471.
- Turk K, Kina C, Bagdiken M, (2017), *Use of binary and ternary cementitious blends of F-Class fly-ash and limestone powder to mitigate alkali-silica reaction risk*, *Construction and Building Materials*, Vol. 151, pp. 422–427.
- Yeh I C, (1998), *Modeling of strength of high-performance concrete using artificial neural networks*, *Cement and Concrete Research*, Vol. 28, No. 12, pp. 1797–1808.
- Wang Q, Yang J, Chen H, (2017), *Long-term properties of concrete containing limestone powder*, *Materials and Structures*, Vol. 50, 168.

Annexe

Compressive strength prediction of limestone filler concrete using artificial neural networks

Hocine Ayat^{1a}, Yasmina Kellouche^{1b}, Mohamed Ghrici^{*1} and Bakhta Boukhatem^{1,2c}

¹Geomaterials Laboratory, Hassiba Benbouali University of Chlef, P.O. Box 151, Chlef 02000, Algeria

²Department of Civil Engineering, University of Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

(Received April 6, 2018, Revised July 3, 2018, Accepted July 10, 2018)

Abstract. The use of optimum content of supplementary cementing materials (SCMs) such as limestone filler (LF) to blend with Portland cement has been resulted in many environmental and technical advantages, such as increase in physical properties, enhancement of sustainability in concrete industry and reducing CO₂ emission are well known. Artificial neural networks (ANNs) have been already applied in civil engineering to solve a wide variety of problems such as the prediction of concrete compressive strength. The feed forward back propagation (FFBP) algorithm and Tan-sigmoid transfer function were used for the ANNs training in this study. The training, testing and validation of data during the backpropagation training process yielded good correlations exceeding 97%. A parametric study was conducted to study the sensitivity of the developed model to certain essential parameters affecting the compressive strength of concrete. The effects and benefits of limestone filler on hardened properties of the concrete such as compressive strength were well established endorsing previous results in the literature. The results of this study revealed that the proposed ANNs model showed a high performance as a feasible and highly efficient tool for simulating the LF concrete compressive strength prediction.

Keywords: concrete, limestone filler, compressive strength, prediction, artificial neural networks

1. Introduction

Concrete is the most used material in civil engineering because of its strong ability to resist compression. Mechanical properties, such as compressive strength, require selection of blend ratios, blend design specifications and economics of the cementitious materials used (Khan 2012). The compressive strength is one of the most important mechanical properties in mix design of concrete, which is defined as the capacity of concrete sample to withstand the momentum of a pivotal strength. The sample concrete is crushed when the compressive strength limit is reached, which is usually measured after a standard curing of 28 days (Neville 1996). This property is one of the major factors for controlling the strength of cementitious materials. It can be improved by

*Corresponding author, Professor, E-mail: m.ghrici@univ-chlef.dz

^aPh.D. Candidate, E-mail: hocineayat@yahoo.fr

^bPh.D. Student, E-mail: yasmina.kellouche@yahoo.fr

^cAssociate Professor, E-mail: Bakhta.Boukhatem2@usherbrooke.ca

using a partial replacement of Portland cement in concrete through the use of alternative cementitious materials (Ramezaniapour 2014).

The supplementary cementitious materials (SCM's) are now commonly used to reduce the clinker factor of cement and reduce its environmental impact (Ergun 2011, Antoni *et al.* 2012, Habert 2013). Binders are usually composed of binary, ternary and quaternary combination of supplementary cementitious materials (SCM's), such as pozzolanic materials (fly ash, ground granulated blast furnace slag, silica fume, metakaolin, ...etc.) or filler materials (quartzite filler, limestone filler), with Portland cement. Therefore, SCM's can be used in Portland cement replacement for these reasons: (1) their cost is significantly lower than that of Portland cement; (2) some of SCM's increases the early-age mechanical properties and reduces the aggressive environmental impacts of concrete; (3) improve the long-term performances of concrete (Bouasker *et al.* 2014). The main issues which have been gained much attention in recent years toward of design and enhancement properties of concrete is the use of the optimum content of non-reactive SCM's such as limestone filler (LF) to partial replacement the OPC (Ramezaniapour 2014). Moreover, the use of limestone blended cement in concrete has several environmental and technical benefits, such as the reduce of CO₂ emission and improves the workability, the strength and the durability of concrete. The term fillers refer to rock particles obtained by crushing or milling added to a binder. The use of fillers is intended to enhance the particle distribution of the powder skeleton, reducing inter-particle friction and ensuring greater packing density (Elyamany *et al.* 2014). The limestone is calcareous sedimentary rock mainly consisting of calcium carbonate (CaCO₃) commonly so-called calcite (Thongsanitgarn *et al.* 2011). According to the European standard EN 197-1, the minimum amount of CaCO₃ is specified to be 75% by mass of limestone used as a filler material in cement (EN 197-1 2012). In recent decades, many countries around the world have focused in research the use of this material as replacement materials for ordinary Portland cement (OPC) in concrete due to the technical, economic and ecological importance of limestone filler, as part of the sustainability movement (Bentz *et al.* 2015).

Artificial Neural Networks (ANNs) are soft computing techniques developed to mimic the neural system of human being in learning from training patterns or data. They are capable to solve very complex problems, such as highly non-linear problems with the help of interconnected computing elements by approximating the nonlinear input-output relationship for a wide range of applications (Haykin 1994, Pratt 1994, Munakata 1998). The technique of neural networks is increasingly used in the field of civil engineering to predict or optimize more or less complicated phenomena, such as the efficiency factor of slag concretes and fly ash concrete (Boukhatem *et al.* 2010, 2011), the concrete mix design incorporating natural pozzolans (Boukhatem *et al.* 2012), properties of self-compacting concrete containing fly ash (Douma *et al.* 2016), carbonation depth of fly ash concrete (Kellouche *et al.* 2017). Several researchers have applied this technique for the prediction of the compressive strength of concrete and have proved her performance compared to other classical techniques (Yeh 1999, Rafat Siddique *et al.* 2011, Ferhat Bingol *et al.* 2013, Adriana Trocoli *et al.* 2013, Chou and Pham 2013, Muhd Fadhil *et al.* 2015). Some have optimized the compressive strength of concrete containing cement additions; The silica fume concrete (Özcan *et al.* 2009), concrete with siliceous filler and silica fume addition (Sobhani *et al.* 2010), fly ash concrete (Topçu and Sarıdemir 2008), self-compacting and high performance concrete with high volume fly ash (Prasad *et al.* 2009).

The aim of this investigation is to develop an ANNs model with easy handling for predicting the compressive strength of concrete incorporating limestone filler. The training of the ANN model was carried out on a set of experimental data considering several parameters such as the binder

content (B), limestone filler percentage (LF), Gravel content (G), Sand content (S), water/binder ratio (W/B), superplasticiser (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. Furthermore, a parametric analysis and a comparison study were carried out between the experimental and the ANNs predicted results for evaluating the performance of developed ANNs model.

2. Brief overview of ANNs

ANNs is a soft computing technique, which works on the principle of neural networks inspired by biological nervous systems of living organisms. It can learn by examples of data, such as each the intelligence models. Typically, the architecture of ANNs is composed by a set of interconnected many simple computational nodes operating in parallel so-called the neurons, that are usually arranged into groups systematically, for forming layers in network, which provide a response so-called output from a series of inputs (Shahin *et al.* 2009). Thus, the neural networks might be single layer or multilayer, which is consisted by an input layer which have no computation activities, while it was distributing the information from the environment to one or more hidden layers of network, which process the information to provide into the desired output. The number of neurons in the input and the output layers is equal to the variable in the model and the hidden and output layers make the activation function except for input layers. For that, all processing of information in the neural network is happening in the hidden and output layers. The connection strength between the layers is represented by links channels carrying numeric values so-called weights, which are initially set to a random value and adjustable during the training process. The use of nonlinear activation functions in hidden layers improve the ability of ANNs to learn nonlinear relationships between sets of inputs and outputs data; as shown in Fig. 1. The modeling with ANNs required five main stages: (a) acquisition and analysis the data, (b) determining the architecture of model, (c) learning process determination, (d) training of the networks and (e) testing and validation of the model proposed for generalization evaluation. Therefore, an artificial neuron is composed of five main parts: inputs, weights, sum function, activation function and outputs. The weighted sums of the input component (net)_j are calculated by using Eq. (1) as follows:

$$(net)_j = \sum w_{ij} x_i + b \quad (1)$$

where x_i is the input data; w_{ij} is the weight of the neural model; b is the bias. The FFBP is the effective learning and the most commonly algorithm used for training the ANNs (Freeman and Skapura 1991). The FFBP algorithm is a gradient descent technique used to determine the appropriate weights adjustments necessary from output layer back to input layer and to minimize the squared error of a particular training pattern by a small amount at a time. The training phase of this algorithm consists: The forward pass computes for the network output for a given set of connection weights and input data. The backward pass computes for the error of the network with respect to the target outputs and this error is passing backward to the network and is used to modify the connection weights. In testing phase, another input data can be used in testing of the ANNs, while they are used the final values of the weights obtained in the training phase. A typical FFBP neural network is shown in Fig. 1. The FFBP is reinforced with an advanced training

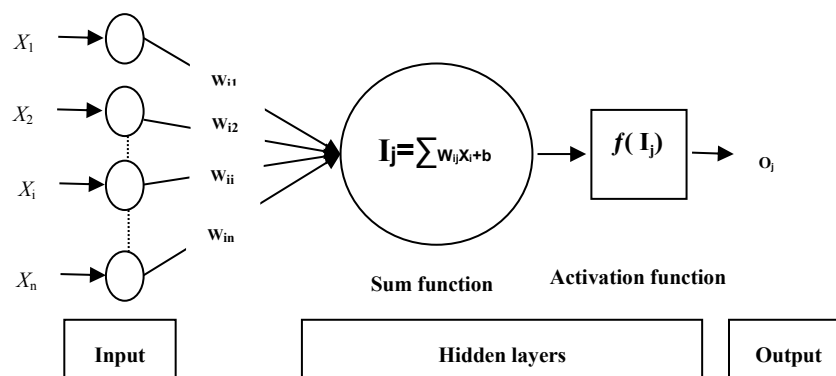


Fig. 1 Typical neural network architecture

supervised learning algorithm named as Levenberg-Marquardt (LM), which is considered to be the fastest method for training moderate-sized of FFBP algorithm, through to reduce the time required for training and simplify the learning process. Thus, the Levenberg-Marquardt is highly recommended as a first choice supervised algorithm, although it requires more memory compared to other algorithms, which in turn makes it ideal for learning the networks (Suratgar *et al.* 2005).

3. Experimental database collections and normalization

In this study, the main objective is to develop an ANNs model based on a comprehensive database to predict the compressive strength of concrete. For this aim, the first step needs to collect and select a large variety of pre-existing experimental data and construct a database reliable for training and testing samples and modeling with ANNs. A large number of databases with 360 cases, were collected and selected from six different distinct sources in literature (Meddah *et al.* 2014, Lollini *et al.* 2014, Ramezani pour *et al.* 2009, Cam and Neithalath 2010, Tsvilis *et al.* 2003, Marques *et al.* 2013), were used to construct the ANNs model. The complete list of the database is summarized in Table 1. In order to measure the performance of the optimal model obtained by ANNs, it is necessary to use the testing data. The network needs to use the validation data in order to improve the construct network generalization after the training and testing phases were completed and to specify the generalization ability of the model chosen on data which they did not used in training in them (Boukhatem *et al.* 2011). To obtain a consistent division, the data sets are divided randomly into three subsets: 252 data sets were allocated for the stages of training, approximately 70% of the database and remaining data sets were allocated about 108 data sets for the stages of testing and validation, approximately 30% of the database. The range of the different input and output variables of total data sets used for building of ANNs model are summarized in Table 2.

The pre-process of data is very necessary in order to improve the accuracy of prediction and increase the speed in the training process, because the data will not be entered directly in ANNs by real values. Therefore, the data are scaled asymptotic in the range of $[-1, 1]$, according to the hyperbolic tangential sigmoid transfer function which varies between -1 and $+1$; as given in Figure 2. A "Tansig" sigmoid type activation function is used for hidden and output layers. The hyperbolic tangential sigmoid transfer function is defined by Eq. (2) in the following:

$$Y = \left(\frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1} \right) \quad (2)$$

The normalized value is calculated by using Equation (3) in the following:

$$X_n = 2 \left(\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} - 1 \right) \quad (3)$$

where X_n is the normalized value, X is the raw data value to be normalized from the dataset and X_{min} and X_{max} are the minimum and maximum raw values from the dataset, respectively. Therefore, after the training process is evident that must be remapped the corresponding real values for the calculating any prediction. The output values were post processed and calculated to convert the data from unnormalized units in the end process by using Equation (4) in the following:

$$Y = 0.5 \left(\frac{Y_i + 1}{Y_{max} - Y_{min}} \right) + Y_{min} \quad (4)$$

where Y and Y_i are the i -th components of the output vector before and after translation, respectively and Y_{max} and Y_{min} are the maximum and minimum values of the real data of all components of the output vector.

Table 1 Summary of data used

Reference	Years	fc range (MPa)	Binder range (Kg/m ³)	Limestone filler range (%)	Water to binder ratio range	Age (days)	Number of data set
Meddah <i>et al.</i>	2014	0.8-56.8	235-410	0-45	0.45-0.79	1-365	175
Lollini <i>et al.</i>	2014	15.4-69.6	250-400	0-30	0.42-0.61	1-180	59
Ramezaniapour <i>et al.</i>	2009	9.2-53.6	350	0-20	0.37-0.55	3-180	75
Cam <i>et al.</i>	2010	32.8-60.9	416	0-15	0.34-0.40	7-56	15
Tsivilis <i>et al.</i>	2003	21.6-31.9	270-330	0-35	0.62-0.70	7-28	12
Marques <i>et al.</i>	2013	32.1-57.0	330-390	0-35	0.55	28-365	24

Table 2 Boundary range of inputs and output of model (records)

Inputs variables		Minimum	Maximum
Binder (Kg/m ³)	B	235	416
Limestone filler (%)	LF	0	45
Gravel (Kg/m ³)	G	733	1289
Sand (Kg/m ³)	S	650	1050
Water to binder ratio	W/B	0.34	0.79
Superplasticizer (%)	Sp	0	2.6
Age of specimen (days)	A	1	365
Output variable Compressive Strength (MPa)	CS	1	70

4. ANNs model Development

4.1 Neural Network Architecture

In this research, the ANNs model employs the FFBP network; it was trained through a learning rule based on Levenberg-Marquardt algorithm. The computer software was performed to design the network using neural network toolbox *-NNTOOL-* available in MATLAB. It was trained using the *"TRAINLM"* training function with the *"LEARNGDM"* adoption of learning function. The ANNs model selected consists of four layers: seven neurons in the input layer correspond to variables, two hidden layers with three neurons in the first hidden layer and eight neurons in the second hidden layer and an output layer with one neuron corresponding to compressive strength (CS). The neuron numbers in each the two hidden layers were selected after several attempts in order to achieve the desired result since there is no any theory until now for determining the number of hidden layers in to construct the network. Consequently, the optimum network architecture is 7-3-8-1, which contains two hidden layers. The following variables were used as input parameters to build and train the model namely: amount of Binder (B), Limestone filler percentage replacement (LF), amount of Gravel (G), amount of Sand (S), Water to binder ratio (W/B), Superplasticizer percentage (Sp) and Age of curing (A). The corresponding model illustration is given graphically in Fig. 3.

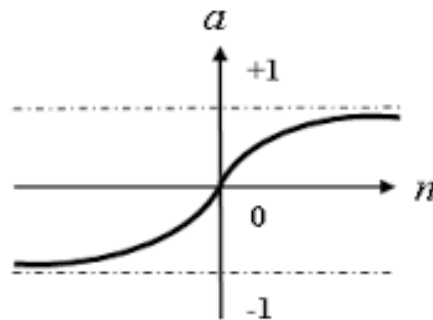


Fig. 2 Tan-Sigmoid Transfer function

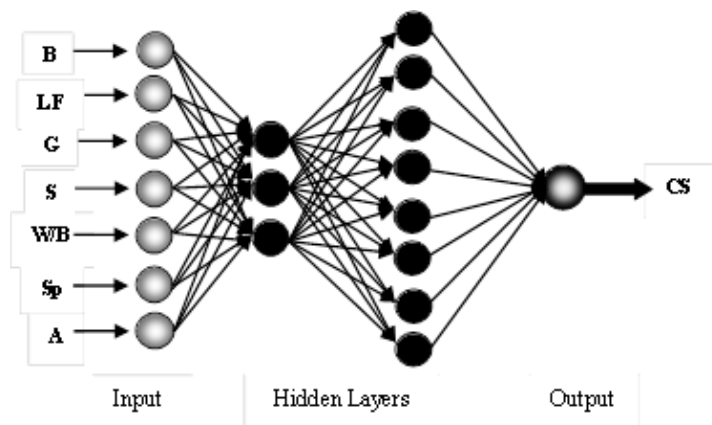


Fig. 3 Architecture of neural network model

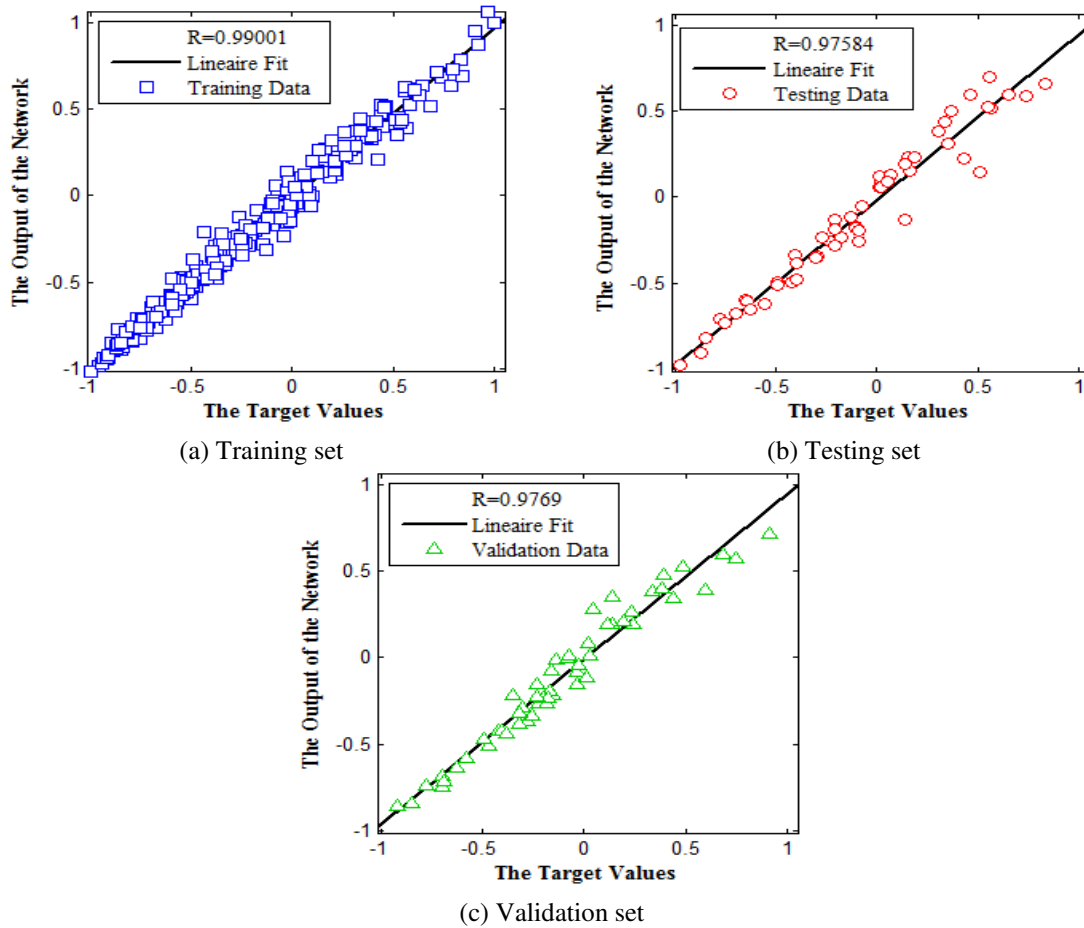


Fig. 4 Classes evaluation of system error: (a) training set; (b) testing set and (c) validation set

Table 3 ANN model Learning Parameters

Parameters	Values assigned
Training data set	252
Testing data set	54
number of epochs	1000
Learning rate	0.1
Momentum rate	0.001
Goal	1e-3
Show	5

4.2 Model training, testing and validation

In order to compare the compressive strength results predicted by ANNs model and those of the experimental data, with different LF replacements (0% - 45%) and W/B ratios (0.34 - 0.79). A simple statistical analysis was performed through the scatter plot by determining the correlation coefficient (R). This analysis was carried out after selecting the neural network paradigm subject to several training parameters; such as the number of iterations (Epochs=1000), desired minimum

Table 4 Validation of the ANNs model

References	Experimental f_c (MPa)	ANN f_c model (MPa)	Deviation (MPa)
Skaropoulou <i>et al.</i> 2013	45.6	42.7	2.9
	37.1	37.6	0.5
	33.5	32.4	1.1
Githachuri <i>et al.</i> 2013	46.7	46.3	0.4
	34.7	32.2	2.5
	51.9	50.1	1.8
	39.6	35.4	4.2
	33.3	31.0	2.3
Guemmadi <i>et al.</i> 2009	29.5	31.0	1.5
	25.8	28.0	2.2
	22.2	23.0	0.8
	18.7	18.0	0.7
	15.4	14.0	0.6
ABS[(Exp-ANN)/Exp] ×100		5.6	

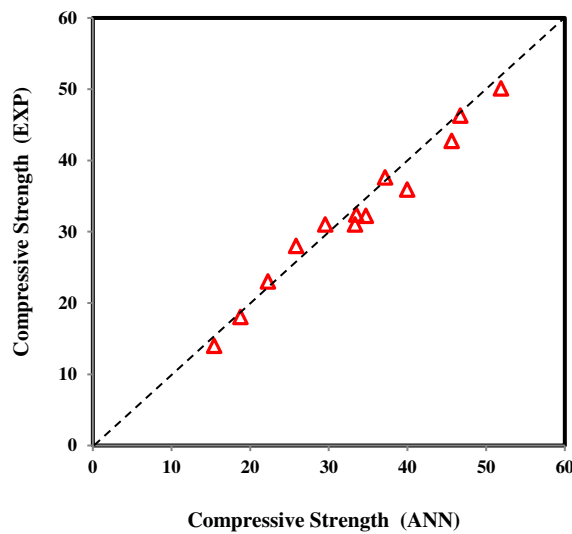


Fig. 5 Comparison between the ANN results and experimental results

error (Goal=0.001) and frequency of progress displays (Show=5). The model was trained through number of iterations, learning rate and momentum rate values were determined. The details of network architecture chosen are shown in table 3. The R values are shown in figures 4a, b and c that were 0.990, 0.995 and 0.976 for training, testing and validation, respectively. According to R values obtained, the proposed ANNs model is very close and suitable to that of the experimental results, indicating that it is reliable for predicting the compressive strength of limestone concrete.

5. Checking validity of model

Unfortunately, available previous studies on the prediction of compressive strength of limestone concrete by ANNs are unknown and, thus, a comparison cannot be made (Öztaş *et al.* 2006). For this aim, to validate any results is to consider earlier studies and compared with these results obtained from this model. In this study, a comparative validation was carried out between the experimental results obtained from several studies from the literature (Skaropoulou *et al.* 2013, Githachuri *et al.* 2013, Guemmadi *et al.* 2009) and the predicted results obtained from the ANNs model. Table 4 presents the validation of the ANNs model by using the experimental results of compressive strength. Figure 5 shows the curve fitting between the ANN predicted values and the expected values. Obviously, in figure 5 and approved by findings of Table 4, the results obtained from the ANNs model are in agreement with those of the experimental values.

6. Parametrical analysis of ANN proposed model

Previous studies in the literature confirmed that many factors are affecting in compressive strength of concrete such as SCM's used for partial replacement of Portland cement, water content and Superplasticizer. Therefore, a parametric analysis was carried out to study the influence of some essential parameters affecting concrete compressive strength using the ANN model previously developed through a sensitivity analysis. The sensitivity of the ANNs model to some main parameters was evaluated by examining its behavior with respect to the variation of single parameter. As a result of that, this analysis was performed by keeping fixed parameters values, whereas the desired parameter was varied (Madandoust *et al.* 2010). This parametric analysis was performed for further verification of the ANNs model performance. Therefore, this analysis through the simulation per network is required to validate the model selected. Accordingly, the main influencing parameters on compressive strength was analyzed separately in the following sections (the water to binder ratio, percentage replacement of limestone filler, cement content, age and Superplasticizer content). The parametric analysis results as shown in Figs. 6 to 8, are generally consistent with previous results in concrete technology.

6.1 Influence of water-binder ratio (w/b)

According to the viewpoint of civil Engineering, it has been reported that water to binder ratio (w/b) is the first parameter significantly affects the concrete compressive strength (Yılmaz *et al.* 2014). The effect of the water to binder ratio (w/b) on compressive strength of concrete containing different LF percentages replacement (from 0 to 30%) at various ages is shown in Figure 6.

It could be clearly seen that the compressive strength is continuously decreasing due to the increase of w/b ratio and vice versa, as to be expected. On the other hand, the compressive strength decreases with increasing the percentage replacement of LF. Moreover, the third observation is pertinent to note that the CS is increased with increasing the age. The effect of w/b ratio can be explained by the fact that an increase in the ratio will increase the volume of capillary pores which will also lead to a reduction in compressive strength of concrete (Madandoust *et al.* 2010).

6.2 Influence of LF replacement

Figure 7 shows the effect of percentage replacement of LF for different binder dosages at

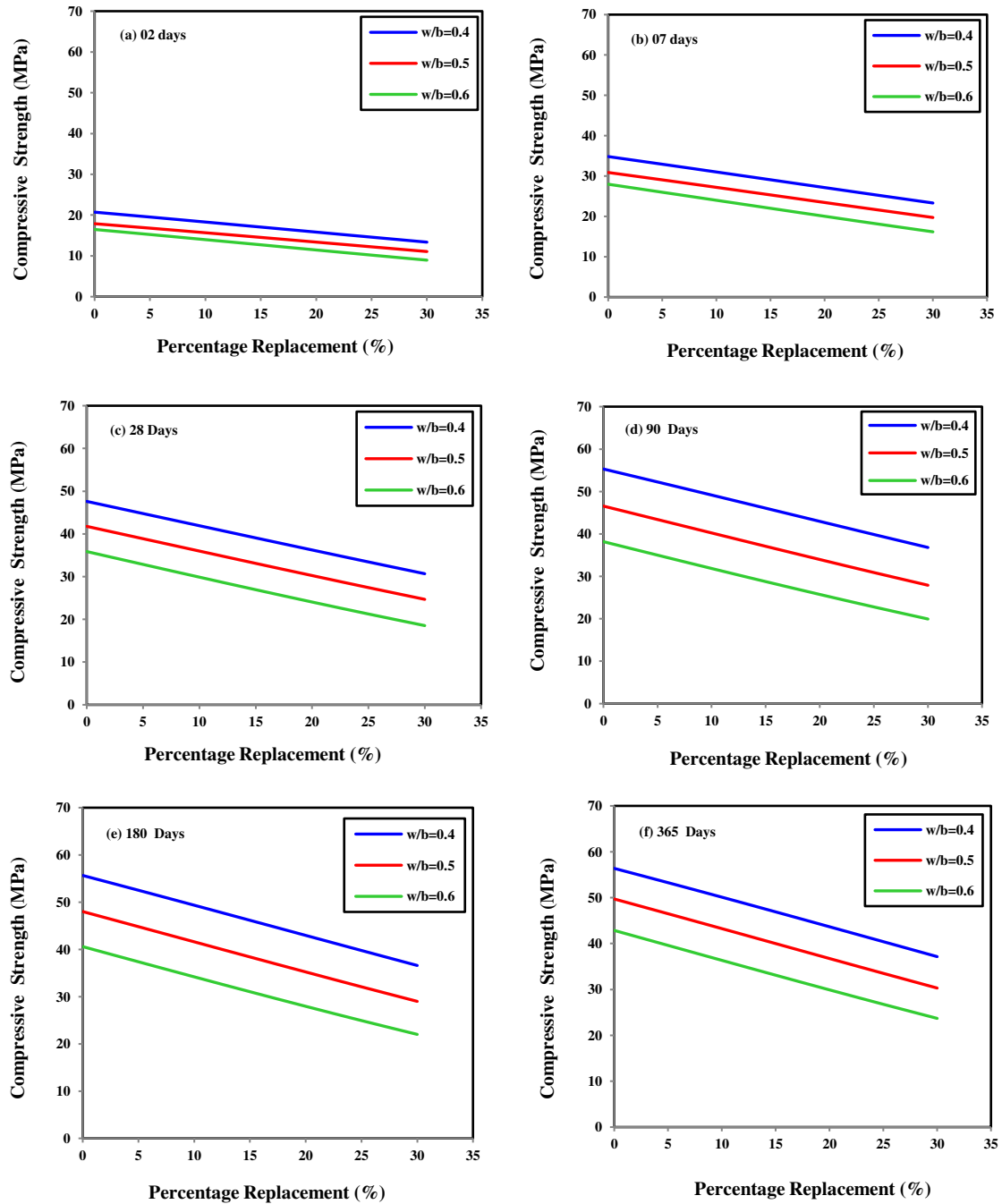


Fig. 6 Effect of w/b on compressive strength of concrete at various ages

various ages on the compressive strength of concrete. It is clear to see that the compressive strength decreases proportionally to the LF levels increase. On the other hand, it should be noted

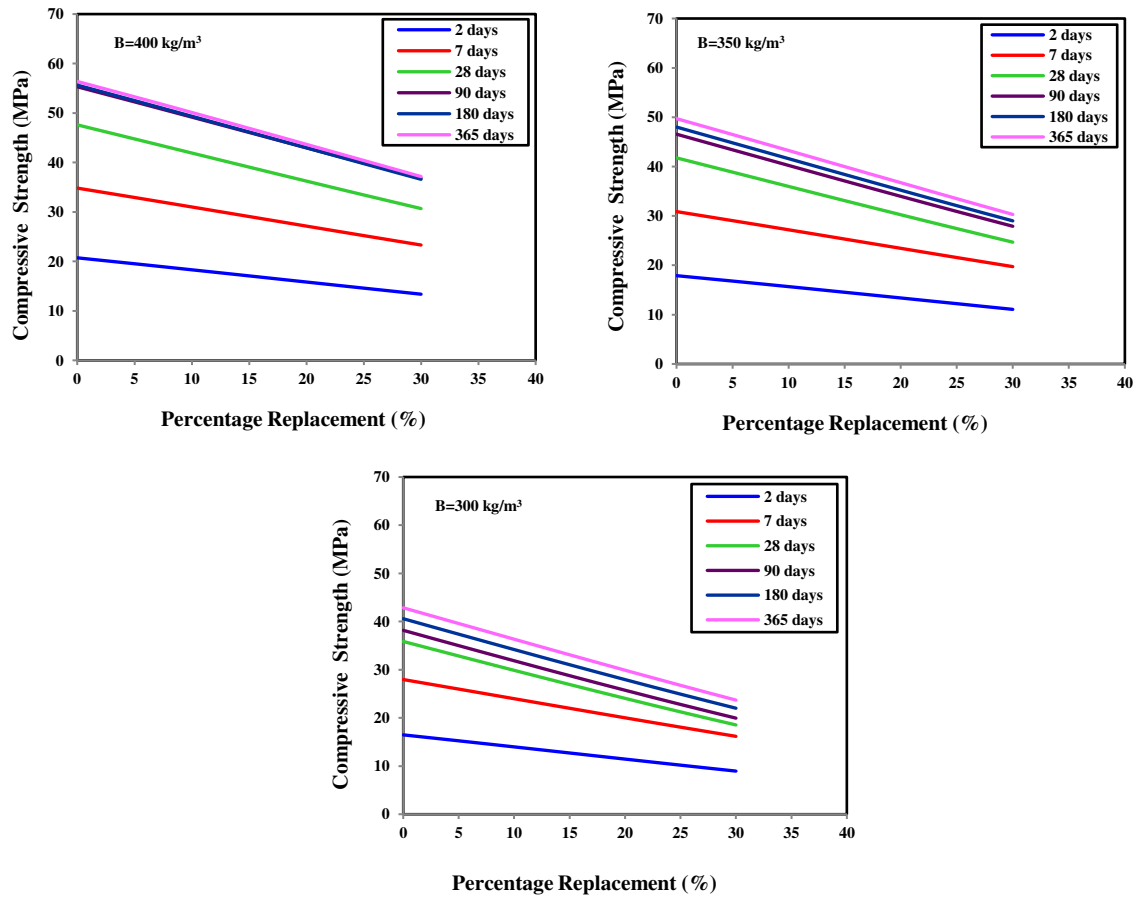


Fig. 7 Effect of LF replacement on concrete compressive strength at different cement content

that the increase in CS values is due to the increase of cement content (Binder); the strength of mix prepared with 400 kg/m^3 binder content is higher than that of the mix prepared with 300 and 350 kg/m^3 binder content. The decrease of the compressive strength can be explained by the effect of the clinker dilution, consequence of substitution replacement of a quantity of cement by the same quantity of limestone (Ramezaniapour *et al.* 2009).

6.3 Influence of Superplasticizer content

A chemical admixture such as a Superplasticizer can be added to the concrete for the purpose of enhancing and achieving a specific modification the overall properties of concrete such as compressive strength. The effect of the Superplasticizer with the variation percentage content (0%, 1%, 2%) by mass of cement on CS of control concrete, at 1, 2, 7 and 28-days is plotted in Figure 8. This figure illustrates the ANNs simulation of CS associated with the dosage of binder kept fixed at ($B=400 \text{ kg/m}^3$). Considering this figure, it was observed that the CS increased proportionally with increasing the content of Superplasticizer and age, as expected according to the literature (Neville 1996).

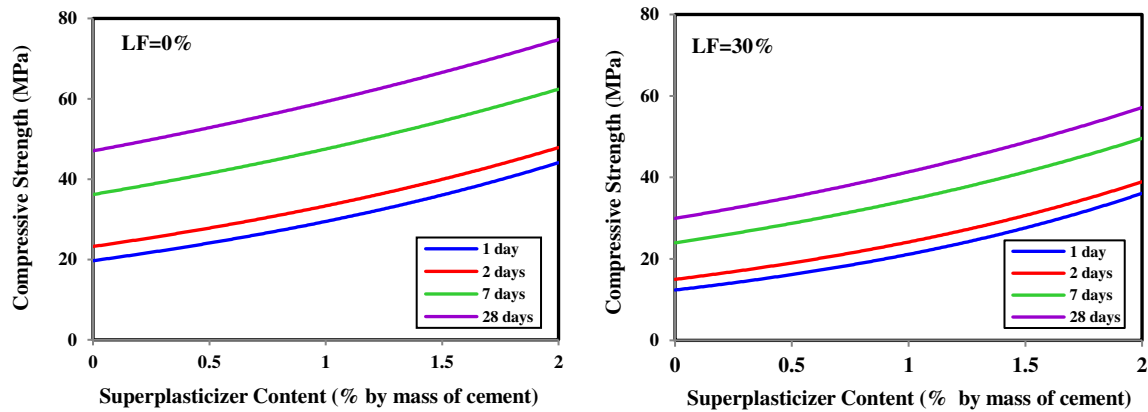


Fig. 8 Effect of Superplasticizer content on concrete compressive strength at various ages

7. Conclusions

In this research, a soft computing approach such as ANNs is used to predict the compressive strength of limestone filler concrete. The results obtained from this paper lead us to the following conclusions:

- The ANNs model proposed in this current study showed its ability to predict the compressive strength of limestone filler concrete and the best ANN's architecture of the proposed model is 7-3-8-1.
- A back-propagation ANNs model can be trained to predict the compressive strength of concrete while relating the mix design of concrete and age of curing.
- The modeling results are very good coinciding well with the experimental values in all phases of training, testing and validation clarifying the accuracy of the proposed ANNs model. Thus, the ANNs model is a powerful tool for predicting the compressive strength of concrete
- A parametric study was carried out to see the effect of each parameter taken into account in the proposed model on compressive strength. The results were in agreement with the literature.
- The compressive strength continuously decreasing with increasing the w/b ratios at all ages and different LF replacement.
- Any replacement of limestone filler in the concrete mixes decreases the strength in all ages, that's mean that the limestone filler contributes less to concrete strength than cement Portland.
- The superplasticizer tends to increase the concrete compressive strength at all ages.
- There are a lot of potential avenues for further works. In the future, the work can be extended by applying the ANN's for predicting several proprieties of concrete with limestone filler such as the workability, elasticity module, durability etc.

Acknowledgments

The authors wish to express their gratitude and sincere appreciation to Professor Federica Lollini from Milan University of Italy and Dr. Pedro Faustino Marques from Instituto Politécnico de Setúbal University of Portugal, for the data collection.

References

- Antoni, M., Rossen, J., Martirena, F. and Scrivener, K. (2012), "Cement substitution by a combination of metakaolin and limestone", *Cement Concrete Res.*, **42**(12), 1579-1589.
- Bentz, D.P., Ardani, A., Barrett, T., Jones, S.Z., Lootens, D., Peltz, M.A., Sato, T., Stutzman, P.E., Tanesi, J. and Weiss, W.J. (2015), "Multi-scale investigation of the performance of limestone in concrete", *Construct. Build. Mater.*, **75**, 1-10.
- Bingol, A.F., Tortum, A. and Gul, R. (2013), "Neural networks analysis of compressive strength of lightweight concrete after high temperatures", *Mater. Design*, **52**, 258-264.
- Bouasker, M., Khalifa, N.E.H., Mounanga, P. and Kahla, N.B. (2014), "Early-age deformation and autogenous cracking risk of slag–limestone filler-cement blended binders", *Construct. Build. Mater.*, **55**, 158-167.
- Boukhatem, B., Ghrici, M., Kenai, S. and Hamou, A.T. (2011), "Prediction of efficiency factor of ground-granulated blast-furnace slag of concrete using artificial neural network", *ACI Mater. J.*, **108**(1), 55-63.
- Boukhatem, B., Kenai, S., Ghrici, M. and Hamou, A.T. (2010), "Prévision de l'efficacité des cendres volantes dans le béton par l'utilisation d'un réseau de neurones artificiel", XXVIIIèmes Rencontres Universitaires de Génie Civil, La Bourboule, Juin, France.
- Boukhatem, B., Kenai, S., Hamou, A.T., Ziou, D. and Ghrici, M. (2012), "Optimizing a concrete mix design incorporating natural pozzolans using artificial neural networks", *Comput. Concrete*, **10**(6), 557-573.
- Cam, H.T. and Neithalath, N. (2010), "Moisture and ionic transport in concretes containing coarse limestone powder", *Cement Concrete Composites*, **32**(7), 486-496.
- Chou, J.S. and Pham, A.D. (2013), "Enhanced artificial intelligence for ensemble approach to predicting high performance concrete compressive strength", *Construct. Build. Mater.*, **49**, 554-563.
- Douma, O.B., Boukhatem, B., Ghrici, M. and Hamou, A.T. (2017), "Prediction of properties of self-compacting concrete containing fly ash using artificial neural network", *Neural Comput. Appl.*, **28**(1), 707-718.
- Elyamany, H.E., Elmoaty, A.M.A. and Mohamed, B. (2014), "Effect of filler types on physical, mechanical and microstructure of self compacting concrete and Flow-able concrete", *Alexandria Eng. J.*, **53**(2), 295-307.
- EN 197-1 (2012), Cement. Composition, specifications and conformity criteria for common cements, British Standards Institution; London, United Kingdom.
- Ergün, A. (2011), "Effects of the usage of diatomite and waste marble powder as partial replacement of cement on the mechanical properties of concrete", *Construct. Build. Mater.*, **25**(2), 806-812.
- Freeman, J.A. and Skapura, D.M. (1991), *Neural networks: Algorithms, Applications and Programming Technique*, Addison-Wesley Publishing Company, U.S.A.
- Githachuri, K. and Alexander, M.G. (2013) "Durability performance potential and strength of blended Portland limestone cement concrete", *Cement Concrete Composites*, **39**, 115-121.
- Guemmadi, Z., Resheidat, M., Chabil, H. and Toumi, B. (2009), "Modeling the influence of limestone filler on concrete: a novel approach for strength and cost", *Jordan J. Civil Eng.*, **3**(2), 158-171.
- Habert, G. (2013), "A method for allocation according to the economic behavior in the EU-ETS for by-products used in cement industry", *J. Life Cycle Assess.*, **18**(1), 113-126.
- Haykin, S. (1994), *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, MacMillan, New York, U.S.A.
- Kellouche, Y., Boukhatem, B., Ghrici, M. and Hamou, A.T. (2017), "Exploring the major factors affecting fly-ash concrete carbonation using artificial neural network", *Neural Comput. Appl.*, **2017**, 1-20.
- Lollini, F., Redaelli, E. and Bertolini, L. (2014), "Effects of Portland cement replacement with limestone on the properties of hardened concrete", *Cement Concrete Composites*, **46**, 32-40.
- Madandoust, R., Ghavidel, R. and Zadeh, N.N. (2010), "Evolutionary design of generalized GMDH-type neural network for prediction of concrete compressive strength using UPV", *Comput. Mater. Sci.*, **49**(3), 556-567.

- Marques, P.F., Chastre, C. and Nunes, Â. (2013), "Carbonation service life modeling of RC structures for concrete with Portland and blended cements", *Cement Concrete Composites*, **37**, 171-184.
- Meddah, M.S., Lmbachiya, M.C. and Dhir, R.K. (2014), "Potential use of binary and composite limestone cements in concrete production", *Construct. Build. Mater.*, **58**, 193-205.
- Munakata, T. (1998), *Fundamentals of the New Artificial Intelligence: Beyond Traditional Paradigms*, Springer, New York, U.S.A.
- Nakhaei, F., Mosavi, M.R. and Sam, A. (2013), "Recovery and grade prediction of pilot plant flotation column concentrate by a hybrid neural genetic algorithm", *J. Mining Sci. Technol.*, **23**(1), 69-77.
- Neville, A.M. (1996), *Properties of Concrete*, 4th Ed., Wiley and Sons, New York, U.S.A.
- Nuruddin, M.F., Khan, S.U., Shafiq, N. and Ayub, T. (2015), "Strength prediction models for PVA fiber – reinforced high-strength concrete", *J. Mater. Civil Eng.*, **27**(12), 2-16.
- Özcan, F., Atiş, C.D., Karahan, O., Uncuoğlu, E. and Tanyildizi, H. (2009), "Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete", *Adv. Eng. Software*, **40**(9), 856-863.
- Öztaş, A., Pala, M., Özbay, E., Kanca, E., Çağlar, N. and Bhatti, M.A. (2006), "Application of Artificial Neural Network to Predict Compressive Strength of High Strength Concrete", *Construct. Build. Mater.*, **20**, 769-775.
- Prasad, B.K.R., Eskandari, H. and Reddy, B.V.V. (2009), "Prediction of compressive strength of SCC and HPC with high volume fly ash using ANN", *Construct. Build. Mater.*, **23**, 117-128.
- Pratt, I. (1994), *Artificial Intelligence*, McMillan, New York, U.S.A.
- Ramezaniapour, A.A. (2014), *Cement Replacement Materials: Properties, Durability and Sustainability*, Springer, Berlin, Germany.
- Ramezaniapour, A.A., Ghiasvand, E., Nickseresht, I., Mahdikhani, M. and Moodi, F. (2009), "Influence of various amounts of limestone powder on performance of Portland limestone cement concretes", *Cement Concrete Composites*, **31**, 715-720.
- Shahin, M.A., Jaksa, M.B. and Maier, H.R. (2009), "Recent advances and future challenges for artificial neural systems in geotechnical engineering applications", *Adv. Artif. Neural Syst.*, **2009**, 1-9.
- Siddique, R., Aggarwal, P. and Aggarwal, Y. (2011), "Prediction of compressive strength of self-compacting concrete containing bottom ash using artificial neural networks", *Adv. Eng. Software*, **42**(10), 780-786.
- Skaropoulou, A., Sotiriadis, K., Kakali, G. and Tsivilis, S. (2013), "Use of mineral admixtures to improve the resistance of limestone cement concrete against thaumasite form of sulfate attack", *Cement Concrete Composites*, **37**, 267-275.
- Sobhani, J., Najimi, M., Pourkhorshidi, A.R. and Parhizkar, T. (2010), "Prediction of the compressive strength of no-slump concrete: A comparative study of regression, neural network and ANFIS models", *Construct. Build. Mater.*, **24**, 709-718.
- Suratgar, A.A., Tavakoli, M.B. and Hoseinabadi, A. (2005), "Modified Levenberg-Marquardt method for neural networks training", *J. Comput. Inform. Eng.*, **1**(6), 1745-1747.
- Thongsanitgarn, P., Wongkeo, W., Sinthupinyo, S. and Chaipanich, A. (2011), "Effect of limestone powders on compressive strength and setting time of portland-limestone cement pastes", *Proceedings of the TICHE International Conference*, Songkhla, Thailand, November.
- Topçu, İ.B. and Sarıdemir, M. (2008), "Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy logic", *Comput. Mater. Sci.*, **41**(3), 305-311.
- Tsivilis, S., Tsantilas, J., Kakali, G., Chaniotaki, E. and Sakellariou, A. (2003), "The permeability of Portland limestone cement concrete", *Cement Concrete Res.*, **33**(9), 1465-1471.
- Yeh, I.C. (1999), "Design of high-performance concrete mixture using neural networks and nonlinear programming", *J. Comput. Civil Eng.*, **13**(1), 36-42.