

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE.
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE.**



**Université Saad Dahleb de Blida 1.
Faculté de Technologie.
Département de Génie Civil.**

**Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du Diplôme du Master
en Génie Civil.**

Option : Matériaux de Génie Civil.

Thème :

**Optimisation intelligente des mélanges
granulaires des bétons Compactés au rouleau
BCR pour Pavage.**

Présente par :

DARWIN GATHU GACHERU.

BOUYAICHE ZAKARIA.

Soutenu devant le jury composé de :

Dr. BRAHMA A.	USDB	Président de Jury.
Dr. MOUAICI F.	USDB	Examineur.
Dr. A.HADJ SADOK.	ENSH	Encadreur.
Dr. M. SI AHMED.	USDB	Co- Encadreur.
Dr. Mohamed A. Mohamed.	ENSH	Co- Encadreur.

Année universitaire : 2019/2020.

Remerciement.

Nous remercions Dieu qui nous a donnés le pouvoir et nous a aidés à réaliser ce modeste travail.

Nous tenant à remercier sincèrement notre Encadreur Monsieur Enseignant chercheur en génie civil Ahmed HADJ SADOK pour sa sollicitude, ses efforts qu'il a déployés pour nous aider, encourager, conseiller et corriger.

Nous remercions particulièrement Monsieur Mohamed Ali Mohamed et Monsieur Youcef chakali l'équipe de laboratoire de Béton de l'Ecole Nationale Supérieure d'Hydraulique (ENSH) pour leur l'aide précieuse, conseille durant la réalisation de ce travail.

Nous tenons à remercier également tous les enseignants et l'administration qui ont contribué à notre formation.

Nous remercions particulièrement tous les personnels et tous les étudiants de génie civil pour leur aide, conseil et orientation qui nous ont été très fructueux.

Merci.

Dédicace.

Je remercie dieu le tout puissant le miséricordieux de m'avoir donné la force à réaliser ce modeste travail, que je dédie vivement :

Aux personnes que j'aime le plus monde et dont l'existence ne cesse combler ma vie de bonheur et de joie.

A ma chère mère **DOROTHY KOKI MAITHYA**, le soleil de mon cœur et qui m'a donnée la vie en sacrifiant le sien pour me voir réussir et que ne jamais privé de son amour et ses conseils.

Une dédicace spéciale à :

A ma chère sœur : **MELODY NDANU**.

A mon chère frère : **OWEN MAITHYA**.

A mon chère Oncle **BENJAMIN MUTISYA** et ma chère Tante **FLORENCE NZISA** pour leur aide et leur encouragement durant toutes ces longues années d'étude.

A mon binôme **ZAKARIA BOUYAICHE** qui j'ai partagé beaucoup des moments, je l'ai remercié pour sa collaboration et son esprit d'équipe.

Aussi à tous mes amis de la faculté avec qui j'ai eu plaisir à étudier et à travailler tout au long du cursus universitaire.

Et enfin à toutes celles et ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

MERCI.

Darwin.

Dédicace.

Je dédié ce modeste travail à mes **CHERS PARENTS**, les premières personnes qui ont cru en moi et qui m'ont encouragé et soutenu le long de mon chemin et depuis l'enfance. Merci infiniment pour vos sacrifices, vos dévouements et surtout pour votre confiance à moi, à mes capacités sans doute.

mes **FRERES** et surtout mes **DEUX SŒURS** pour votre soutien..

Avec toutes mes amies avec qui j'ai partagés de longues années d'amitié (**WALID, YUCEF, HEMZA ET ABDESLAM, AYOUB, ABDELRAHIM, HAMZA**).

Et mes Camarades (**ISLEM, MIRA, BESSMA**).

A mon binôme, ma vrai amie et frère **DARWIN GATHU** qui a été avec moi en mes moments et qui a partagé avec moi mes meilleurs souvenirs.

Aussi à tous mes amis de la faculté avec qui j'ai eu plaisir à étudier et à travailler tout au long du cursus universitaire.

Et tous ceux qui portent l'Algérie dans leurs cœurs.

Merci.

ZAKI.

Résumé.

L'optimisation de la compacité granulaire est une étape très importante dans la formulation des Bétons Compactés au Rouleau (BCR). La compacité dépend de plusieurs paramètres géométriques et physiques. Celle-ci est mesurée expérimentalement ou prédite par des modèles théoriques qui ne sont toujours applicables pour des mélanges granulaires particuliers tels que ceux des bétons compactés au rouleau « BCR ». L'objectif de notre travail consiste à développer un modèle intelligent pour la prédiction de la compacité des mélanges granulaires utilisables dans la conception des BCR pour pavage. Ce travail est reparti en deux parties : Une revue bibliographique sur le béton compacté au rouleau pour pavage, de la compacité des mélanges granulaires ainsi que sur les méthodes d'intelligence artificielle. La deuxième partie, pratique, consiste au développement de modèles de prédiction de la compacité en se basant sur une étude expérimentale sur 100 mélanges réalisée à l'aide d'un bon d'essai conçu au laboratoire. Deux (02) modèles ont été développés par des réseaux de neurones artificiels « RNA » et des algorithmes d'optimisation de Levenberg-Marquardt « LM » et des « PSO » en faisant varier les paramètres d'entrée. Le modèle RNA-LM avec 9 entrées a montré les meilleurs résultats.

Mot clé : Béton Compacté au Rouleau, Réseaux de Neurones Artificiels (RNA), Compacité, Granulométrie, PSO.

Abstract.

Optimization of granular compactness is a very important step in the formulation of Roller Compacted Concrete (RCC). Compactness depends on several geometric and physical parameters. This is measured experimentally or predicted by theoretical models which are not always applicable for particular granular mixtures such as those of Roller Compacted Concrete « RCC ». The objective of our work is to develop an intelligent model for the prediction of the compactness of granular mixtures that can be used in the conception of RCC for paving. This work is divided into two parts: a Bibliographic Review on Roller Compacted Concrete for paving, the compactness of granular mixtures as well as methods of artificial intelligence. The second part which is practical consists of the development of models for predicting compactness based on an experimental study on 100 mixtures carried out using a test slip designed in the laboratory. Two (02) models have been developed by Artificial Neural Networks « ANN » and Levenberg-Marquardt « LM » optimization algorithms and « PSO » by varying the input parameters. The ANN-LM model with 9 inputs showed the best results.

Keywords: Roller Compacted Concrete, Artificial Neural Networks (ANN), Compactness, Granulometry, PSO.

ملخص

يعد تحسين التراكم الحبيبي خطوة مهمة للغاية في صياغة الخرسانة المضغوطة الأسطوانية (BCR). يعتمد الاكتناز على عدة معايير هندسية وفيزيائية. يتم قياس ذلك تجريبيًا أو التنبؤ به بواسطة النماذج النظرية التي لا تنطبق دائمًا على مخاليط حبيبية معينة مثل تلك الخاصة بالخرسانة المضغوطة بأسطوانة "BCR". الهدف من عملنا هو تطوير نموذج ذكي للتنبؤ بضغط المخاليط الحبيبية التي يمكن استخدامها في تصميم BCR للرصيف (الأشغال العمومية). ينقسم هذا العمل إلى جزأين: مراجعة بيليوغرافية عن الخرسانة المظغوطة للرصيف ، وانضغاط المخاليط الحبيبية وكذلك أساليب الذكاء الاصطناعي. يتكون الجزء العملي الثاني من تطوير نماذج للتنبؤ بالاكتناز بناءً على دراسة تجريبية على 100 مزيج تم إجراؤها باستخدام قسيمة اختبار مصممة في المختبر. تم تطوير نموذجين (02) بواسطة خوارزميات تحسين للشبكات العصبية الاصطناعية "RNA" من Levenberg-Marquardt LM و "PSO" من خلال تغيير معلمات الإدخال. أظهر نموذج RNA-LM مع 9 مدخلات أفضل النتائج.

الكلمة الرئيسية: الخرسانة المضغوطة الدوارة ، الشبكات العصبية الاصطناعية (ARNs) ، الانضغاط ، قياس الحبيبات ، PSO.

Liste de tableaux

Tableau IV.1 Analyse granulométrique du sable fin 0/2	38
Tableau IV.2 Les résultats de l'analyse granulométrique du sable grossier 0/5	39
Tableau IV.3 L'Analyse granulométrique du mélange sable	41
Tableau IV.4 L'Analyse granulométrique du gravier 3/8	43
Tableau IV.5 L'Analyse granulométrique du gravier 8/15	44
Tableau IV.6 L'Analyse granulométrique du gravier 15/25	45
Tableau IV.7 Récapitulatif des propriétés granulométriques des chaque classe	46
Tableau IV.8 Les masses volumiques	47
Tableau IV.9 Résultats des coefficients de L_A et M_{DE}	49
Tableau IV.10 Résultats équivalent des sables	50
Tableau IV.11 Résultats de la propreté superficielle	52
Tableau IV.12 Compositions des mélanges et codage BCR_D15	55
Tableau IV.13 Exemple des caractéristiques géométrique BCR_D15	55
Tableau IV.14 Les compositions des mélanges et codage BCR_D25	57
Tableau IV.15 Exemple des caractéristiques géométrique BCR_D25.....	57
Tableau IV.16 Les compositions des mélanges et codage BCR_D40	58
Tableau IV.17 Exemple des caractéristiques géométrique BCR_D40	58
Tableau IV.18 les compositions des mélanges et codage BCR_D40	59
Tableau IV.19 Exemple des caractéristiques géométrique BCR_D40	59
Tableau IV.20 la variation des caractéristiques géométriques BCR_D40	59

<i>Tableau IV.21: Exemple de la compacité mesure</i>	<i>66</i>
Tableau V.1 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.....	73
Tableau V.2 : Les paramètres utilisés dans le modèle de réseau de neurone.....	82
Tableau V.3 : Les paramètres des différents modèles	86
Tableau V.4: PSO-ANN parameters considered	87
Tableau V.5: Statistical parameters of the regressions	87
Tableau V.6 : Les paramètres du modèle MP1 RNA-PSO.....	88

Liste de figures

Figure I.1 Mise en place du BCR en pavage – Atlanta USA	5
Figure I.2 Lac Robertson en BCR au Canada	6
Figure I.3 Matériaux granulaires composants les mélanges de BCR (Sables, Gravier, Graves)	7
Figure I.4 Constituants de BCR pour Pavage	9
Figure I.5 Paramètres optimums d'un mortier pour BCR	13
Figure I.6 Fuseau granulométrique recommandé pour le BCR (Marchand et al.1997 ; Gauthier & Marchand, 2001)	15
Figure I.7 Courbes de Proctor (Gauthier & Marchand, 2001)	15
Figure I.8 Empilements ordonnés de sphères unimodale : empilement cubique (à gauche) et hexagonal (à droite)	18
Figure I.9 Empilements ordonnés de sphères multimodales : empilement cubique (à gauche) et hexagonal (à droite)(Pietsch, 1991 et 2002)	19
Figure I.10 Compacité théoriques et expérimentales (Mc Geary, 1961) de mélanges binaires : représentation en fonction des pourcentages massique de grosses particules et du rapport de tailles	20
Figure I.11 Effet de desserrement (de Larrad, 1988)	21
Figure I.12 Compacité pour différents modes de mise en place de grains concassés (de Larrard, 2004)	21
Figure I.13 Rôle du rapport d/d sur la compacité (Kechkar et Cherait, 2008)	22
Figure I.14 Dispositif de mesure de la compacité	24

Figure I.15 Variation de K en fonction de la compacité (de Larrad, 2000)	26
Figure I.16 schéma fonctionnel du logiciel RENE-LCPC (Sedran, 1999)	27
Figure III.1 Les réseaux de neurones artificiels	29
Figure III.2 L'organigramme de l'algorithme génétique	31
Figure IV.1 Les granulats utilisés	37
Figure IV.2 Une balance hydrostatique et une série des tamis	40
Figure IV.3 Etuve à 105° C et bac replie de sable	44
Figure IV.4: Courbes granulométriques.	45
Figure IV.5 Les essais des masses volumiques.....	47
Figure IV.6 (a) Micro Deval ; (b) Los Angeles	49
Figure IV.7 Essais d'équivalent de sable.....	50
Figure IV.8 Diviseur échantillonneur du sable et une Machine d'agitation.....	51
Figure IV.9 Balance de pesé et deux Cylindre gradué.....	51
FigureIV.10 différentes mélanges pour BCR_D_15.....	54
FigureIV.11 différentes mélanges pour BCR_D_25	56
Figure IV.12 différentes mélanges pourBCR_D_40.....	58

Figure IV.13 Détail du bon d'essai.....	61
FigureIV.14 Bon d'essai.....	62
FigureIV.15 Etapes de mesure de la compacité	63
FigureIV.16 Mesure de la hauteur « h »	64
FigureIV.17: Stockages des mélanges après l'essai.....	65
Fig.V.1 Classification des Métaheuristiques.....	69
Fig. V.2 Modèle d'un neurone biologiqu	70
Fig.V.3 Transmission de l'information entre les neurones biologiques	71
Fig. V.4 Modèle d'un Neurone artificiel.	72
Fig.V.5 Fonctions d'activations: (a) du neurone «seuil» ; (b) du neurone «linéaire», et (c) du neurone «sigmoïde»	72
Fig.V.6 Classification des RNA.	73
Fig. V. 7 Apprentissage supervisé	75
Fig. V.8 Apprentissage non-supervisé	76
Fig .V.9 Fonctionnement de PSO	79
Fig .V.10 Paramètres d'entre et de sortie des modèles étudiés (RNA-LM et RNA-PSO).	80
Fig.V.11 L'organigramme de Travail.	81
Fig.V.12 Résultat avec la fonction « LM » pour modèle M_{L1}	83

Fig. V.13 Résultat avec la fonction « LM » pour M_{L2}	84
Fig.V.14 Résultat avec la fonction « LM » pour M_{L3}	85
Fig. V.15 Résultat de détermination du modèle RNA-PSO.....	87
Figure V.16 Variation de Coefficient R pour les déférentes modèles.....	88

Sommaire.

Sommaire	
Liste des figures	
Liste des tableaux	

Chapitre I : BCR pour pavage

Partie I : Revue bibliographique	4
Chapitre I : BCR pour pavage	5
I.1 Introduction	5
I.2 Spécification des BCR pour pavage	6
I.2.1 Propriétés des matériaux et de la composition	6
I.2.1.1 Le liant	6
I.2.1.2 Les granulats	7
I.2.1.3 L'eau	8
I.2.1.4 Les adjuvants	8
I.2.2 Propriétés du BCR (état frais et durci)	9
I.2.2.1 Etat frais	9
a. Maniabilité	9
b. Masse Volumique	10
c. Ségrégation	10
I.2.2.2 Etat Durci	10
a. Résistance à la Compression	10
b. Résistance à la flexion	11
c. La Perméabilité	11
d. Module de Young	12
I.3 Méthode de formulation du BCR	12
I.3.1 Méthode de formulation empirique	12
I.3.1.1 Méthode basée sur les limites de maniabilité	13
I.3.1.2 Méthode basée sur les paramètres de la Géotechnique	13

I.3.2	Méthode de formulation semi	15
I.3.3	Méthode Théorique	16
	Conclusion	17

Chapitre II : Compacité des mélanges granulaire

Chapitre II : Compacité des mélanges granulaire	18	
II.1	Introduction	18
II.2	L'empilement des milieux granulaires sec	18
II.2.1	Empilement de sphères dans un plan (2 dimensions)	18
II.2.3	Facteurs influant l'empilement granulaire	19
II.3	Empilement de sphères en 3 dimensions	19
II.3.1	Effet de desserrement.....	20
II.3.2	Effet du mode de mise en place (l'énergie de serrage)	21
II.3.3	Effet de la ségrégation	21
II.3.4	Effet de l'étendue granulaire	22
II.4	Méthodes expérimentales de mesure de la Compacité	23
II.4.1	Méthode de versement simple	23
II.4.2	Méthode de Piquage	23
II.4.3	Méthode de vibration avec Compression	23
II.4.4	Essai de compacité des fractions granulaires à la table à secousses	24
II.5	Méthode théoriques	24
II.5.1	Le Modèle d'empilement Compressible (MEC)	24
II.5.2	Méthode RENE-LCPC	26
	Conclusion	28

Chapitre III : Méthode d'optimisation d'intelligence artificielle

Chapitre III : Méthode d'optimisation d'intelligence artificielle	29	
III.1	Réseaux de neurones artificiels RNA	29
III.2	Modèle hybride à base de RNA	30

III.2.1	Combinaison avec les algorithmes génétiques « AG »	30
III.2.2	Combinaison avec un algorithme de particules d'essaim « PSO »	31
III.3	Applications des RNA dans le domaine Génie Civil	32
III.3.1	Application des RNA en analyse des structures	32
III.3.2	Application des RNA en géotechnique	32
III.3.3	Hydratation du Ciment	32
III.3.4	Retrait et fluage des bétons	32
III.3.5	Application des RNA en technologie des bétons	32
III.3.6	Composition des bétons	34
III.3.7	Durabilité et autres	34
	Conclusion	35
	Les références bibliographiques	36

Chapitre IV : Caractérisation des matériaux et des mélanges granulaires

Partie pratique

Chapitre IV	Caractérisation des matériaux et des mélanges granulaires	36
IV.1	Introduction	36
IV.2	Matériaux	36
IV.2.1	Les fillers des Calcaires	36
IV.2.2	Les Sable	36
IV.2.3	Les Gravieres	36
IV.3	Caractérisation des Matériaux	37
IV.3.1	La Granulométrie	37
IV.3.2	Masses Volumiques	46
	a. La masse volumique apparente (ρ_{app})	46
	b. La masse volumique absolue	46
IV.3.3	Propriété mécanique	47
	a. Essai Los Angeles (LA) NFP 18-573.....	48

b. Essais de Micro-Deval NFP 18-572	48
IV.3.4 Propreté	49
a. Equivalent de Sable	50
b. La propreté superficielle	52
IV.3.5 Conclusion	52
IV.4 Compacité des Mélanges Granulaires	52
IV.4.1 Mélanges Granulaires	53
IV.4.1.1 Béton BCR_D15	53
IV.4.1.2 Béton BCR_D25	55
IV.4.1.3 Béton BCR_D40	57
IV.4.2 Mesure expérimentale de la compacité	59
IV.4.2.1 Méthodes de mesure de la compacité	59
IV.4.2.2 Méthode expérimentale utilisée	60
IV.4.2.2.1 Dispositif expérimentale du bon d'essai	61
IV.4.2.2.2 Procédure de l'essai et mesure de la compacité.....	63
IV.4.3 Compacité des mélanges d'étude	65
IV.4.3.1 Résultats	66
IV.5 Conclusion	66

Chapitre V : Prédiction de la compacité des mélanges granulaires.

V.1 Introduction	67
V.2 Les Métaheuristiques	67
V.2.1 Classification des méta heuristiques	68
a) les approches « trajectoire »	68
a) les approches « population » (ou évolutionnaires)	68
V.3 Réseaux des Neurones Artificiels (R.N.A)	69
a) Neurones biologiques	69

b) Les neurones formels	71
V.3.1 Architecture des réseaux de neurones	73
a) Réseaux de neurones non bouclés	74
b) Réseaux de Neurones Dynamiques ou Réseaux Bouclés (ou récurrents)	74
V.3.2 Processus d'Apprentissage	74
V.3.2.1 Principe de l'algorithme d'apprentissage.....	74
V.3.2.2 Différents types d'apprentissages	81
a) Apprentissage supervisé	75
b) Apprentissage semi-supervisé (renforcée)	75
c) Apprentissage non-supervisé (auto-organisationnel)	75
d) Apprentissage de Boltzmann	76
e) Apprentissage Hybride	76
V.4 Développement d'un modèle de Prédiction de la compacité par RNA	76
V.4.1 Introduction	76
V.4.2 Méthodologie et mise en œuvre	77
V.4.3 Sélection du Langage de Programmation	77
V.4.4 Optimisation du Modèle	77
V.4.4.1 La fonction Particle Swarm Optimization « PSO »	77
V.4.4.2 La fonction Livenberg-Marquart.....	77
V.5 Définition des paramètres d'entre et de sortie du modèle	79
V.5.2 Conception du Modèles Proposé pour la Prédiction de la Compacité.....	80
V.5.2.1 Méthodologie.....	80
V.6 Résultats	81
V.6.1 Résultats de Levenberg Marquardt (LM)	82

V.7 Conclusion	89
Les Références Bibliographique.....	92

Liste de Symboles.

- BCR : Béton Compacté au Rouleau.
- RCD : Rolled Concrete in Dam.
- RCC : Roller Compacted Concrete.
- DLC : Dry Lean Concrete.
- R_f : Résistance en Flexion.
- R_c : Résistance en Compression.
- MEC : Modèle d'Empilement Compressible.
- MSS : Modèle de Suspension Solide.
- LCPC : Laboratoire Central des Ponts et Chaussées.
- CRIB : Centre de Recherche Interuniversitaire sur le Béton.
- K : Indice de Serrage.
- C_{exp} : Compacité expérimentale.
- C_{MEC} : Compacité réelle du mélange.
- RNA : Réseaux de Neurones Artificiels.
- ANN : Artificial Neural Network.
- AG : Algorithmes Génétiques.
- PSO : Particle Swarm Optimization.
- OEP : L'Optimisation par Essaim de Particules.
- M_F : Module de Finesse.
- LA : Los Angeles (Essai).
- MDE : Micro-Deval (Essai).
- E_s : Equivalent de Sable.
- C : Compacité
- LM : Livenberg-Marquardt
- C_u : Coefficient d'uniformité (Coefficient de Hazen).
- C_c : Coefficient de Courbure.
- D_{10} : Diamètre effectif des particules qui correspond à 10% du passant.
- D_{30} : Diamètre effectif des particules qui correspond à 30% du passant.
- D_{50} : Diamètre effectif des particules qui correspond à 50% du passant.

D_{60} : Diamètre effectif des particules qui correspond à 60% du passant.

D_{80} : Diamètre effectif des particules qui correspond à 80% du passant.

D_{\max} : Diamètre Maximale.

D_{\min} : Diamètre Minimale.

D_{moy} : Diamètre Moyenne.

R : Coefficient de Corrélacion.

R^2 : Coefficient de détermination.

RMSE : L'erreur quadratique Moyenne.

MP1 : Modèle de RNA-PSO.

ML1 : Première Modèle de RNA-LM.

ML2 : Deuxième Modèle de RNA-LM.

ML3 : Troisième Modèle de RNA-LM.

RNA-LM : Réseaux de Neurones Artificiels- Livenberg Marquardt.

RNA-PSO : Réseaux de Neurones Artificiels – Particle Swarm Optimization.

ANN-PSO: Artificial Neural Network- Particle Swarm Optimization.

Introduction Générale.

Le béton est un matériau utilisé depuis des millénaires à cause de la facilité de sa fabrication, de sa simple mise en place à l'état frais, de ses propriétés mécaniques et de durabilité à l'état durci. Aujourd'hui le béton est le matériau de construction le plus utilisé dans le monde.

Le Béton Compacté au Rouleau (BCR) est défini comme étant un mélange, raide à affaissement nul, de granulats, de ciment et d'eau (éventuellement avec ajouts cimentaires) qui est compacté en place en utilisant un matériel spécifique comme les finisseurs à haut pouvoir de compactage ou un matériel couramment utilisé en travaux publics tel que les rouleaux compacteurs. A l'état frais, le BCR se comporte comme un sol légèrement humide mais, en passant à l'état durci, il se comporte comme un béton.

Le BCR s'est développé selon deux axes différents: le BCR pour barrages et ouvrages massifs et le BCR pour routes (pavages). La formulation, les méthodes de construction et les méthodes de mise en place diffèrent en fonction du type de BCR. On considère, dans ce travail, que le BCR pour les travaux routiers (BCR pour Pavage). La formulation des BCR est faite le plus souvent d'une manière expérimentale ou semi-théorique. Dans les deux cas la connaissance des paramètres physiques des granulats utilisés est primordiale, notamment la compacité du mélange granulaire qui influence directement les propriétés essentielles du BCR et impact l'aspect économique.

Dans ce travail, on cherche à optimiser la compacité des mélanges granulaires des Bétons Compacts au Rouleau (BCR) pour Pavage ; par de l'intelligence artificielle.

Ce mémoire est scindé en deux parties. Une partie théorique qui contient trois chapitres constituant une synthèse bibliographique et une partie pratique qui contient deux chapitres : un chapitre qui présente les caractérisations des matériaux et des mélanges granulaires, ensuite la prédiction de la compacité des mélanges granulaires.

Ainsi, nous avons commencé dans le premier Chapitre, par une Revue Bibliographique décrivant l'état de l'art de ce matériau. Cette partie comporte les propriétés du BCR (à l'état frais et durci), sa composition et les différentes méthodes de formulation du BCR (méthodes théorique, méthode empirique, méthode semi-empirique.....).

Dans le Deuxième Chapitre, nous avons présenté l'empilement des milieux granulaires secs et les différents facteurs ayant une influence sur la compacité des mélanges granulaires secs sur

lesquels on pourra compter pour l'amélioration de cette dernière. Nous présentons aussi par la suite les différentes méthodes expérimentales de mesure de la compacité (méthode de piquage, méthode de versement simple.....). Nous avons aussi présenté la méthode théorique de prévision de la compacité d'un empilement granulaire « (MEC) » ainsi que la méthode RENE-LCPC.

Dans le troisième chapitre, nous avons commencé avec une brève explication sur les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA). Ensuite on a présenté les algorithmes Génétique et les algorithmes de particules d'essaim « PSO ». Nous avons aussi présenté les Applications des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) dans le domaine de Génie Civil.

Dans le quatrième chapitre, nous avons présenté les caractéristiques (physiques, géométriques et mécanique) des matériaux utilisés dans notre étude. Cette caractérisation est nécessaire pour l'identification des matériaux ainsi que pour le travail ultérieur de constitution de la base de données d'études. Nous avons aussi présenté la compacité des mélanges granulaires qui propose l'ensemble de mélange granulaire utilisé dans le béton compacté au rouleau BCR. La variation des mélanges proposés sera choisie afin de couvrir des fuseaux granulométriques assez large utilisables dans les compositions de béton. Des courbes granulométriques des mélanges choisis, sera tirée une caractérisation géométrique précise. La compacité des mélanges granulaires étudiés a été mesurée par un dispositif expérimental au laboratoire.

Dans le cinquième chapitre, nous avons présenté la conception de modèle permettant la meilleure prédiction de la compacité des mélanges, on se basant sur les méthodes d'intelligence artificielle (Métahéuristiques). Aussi nous avons défini les paramètres d'entre et de sortie du modèle et la conception des modèles proposés pour la prédiction de la Compacité.

Nous avons terminé le mémoire par une conclusion générale.

General Introduction.

Concrete is a material that has been used for thousands of years because of its ease of manufacture, its ease of placement when fresh, its mechanical properties and durability when cured. Concrete is the most widely used building material in the world today.

Roller Compacted Concrete « RCC » is defined as a stiff, zero-slump mixture of aggregates, cement and water (possibly with cement additions) which is compacted in place using a material commonly used in public works such as roller compactors. When fresh, RCC behaves like slightly moist soil, but when in the hardened state it behaves like concrete.

Roller compacted concrete has developed along two different lines: Roller Compacted Concrete for dams and massive structures and Roller Compacted Concrete for roads (paving). The formulation, construction methods and placement methods differ depending on the type of RCC. In our dissertation, we settled for Roller Compacted Concrete for roads (paving). The formulation of Roller Compacted Concrete is most often done in an experimental or semi-theoretical manner. In both cases, knowledge of physical parameters of the aggregates used is essential, in particular the compactness of the granular mixture which directly influences the essential properties of Roller Compacted Concrete (RCC) and impacts the economic aspect.

In this work, we seek to optimize the compactness of granular mixtures of Roller Compacted Concrete (RCC) for paving, by artificial intelligence.

This thesis is divided into two parts. A theoretical part which contains three chapters constituting a bibliographic summary and a practical part which contains two chapters: a chapter which presents the characterizations of materials and granular mixtures, then the prediction of the compactness of granular mixtures.

So, we started the first chapter with a bibliographic review describing the state of the art of this material. This part includes the properties of Roller Compacted Concrete (in a fresh and hardened state), its composition and different formulation methods of RCC (theoretical methods, empirical method, semi-empirical method, etc.).

In the second chapter, we presented the stacking of dry granular and the various factors having an influence on the compactness of dry granular mixtures on which we can account for the improvement of the latter. We also present below the different experimental methods for measuring the compactness (simple pouring method, stitching method, etc.). We also presented the theoretical method of predicting the compactness of a granular pile « MEC » as well as the RENE-LCPC method.

In the third chapter, we started with a brief explanation of Artificial Neural Networks (ANN). Then we presented the genetic algorithms and the Particles Swarm Optimization « PSO » algorithm. We also presented the various applications of Artificial Neural Networks in the field of Civil Engineering.

In the fourth chapter, we presented the characteristics (physical, geometric and mechanical) of the materials used in our study. This characterization is necessary for the identification of materials as well as for the subsequent work of building the study database. We also presented the compactness of granular mixtures which proposes a collective granular mixture which is used in Roller Compacted Concrete. The variation of the proposed mixtures will be chosen in order to cover fairly large particle size ranges that can be used in concrete compositions. From the grain size curves of the chosen mixtures, a precise geometric characterization will be drawn. The compactness of the granular mixtures studied was measured by an experimental device in the laboratory.

In the fifth chapter, we presented the design of models allowing the best prediction of the compactness of mixtures, based on artificial intelligence (Metaheuristic) methods. We also defined the input and output parameters of the model and the design of the models proposed for the prediction of compactness.

We ended the thesis with a general conclusion.

PARTIE I: REVUE BIBLIOGRAPHIQUE.

CHAPITRE I : BCR POUR PAVAGE.

Partie I : Revue bibliographique.

Chapitre I : BCR pour pavage.

I.1 Introduction

L'expression «**Béton Compacté au Rouleau**» et le sigle correspondant «**B.C.R.** » se sont imposés dans la langue française pour désigner un ensemble de produits ou de techniques désignés par des expressions variées dans la littérature anglaise : «**Rolled concrete in dam**» (**R.C.D.**) utilisé par les Japonais, «**Dry lean concrete**» (**D.L.C.**), «**Roller compacted concrete**» (**R.C.C.**). [1].

Le Béton Compacté au Rouleau (BCR) est un béton à faible teneur en eau et composé d'un mélange de ciment, d'agrégats inertes et d'eau de gâchage. L'affaissement de ce mélange est nul. Ainsi, tel qu'indiqué par Gauthier et Marchand , il est mis en place et compacté en utilisant un matériel spécifique comme les finisseurs à haut pouvoir de compactage ou un matériel couramment utilisé en travaux publics (tel que les rouleaux compacteurs, les niveleuses, les bulldozers, plaques vibrantes...). **Le BCR** est un matériau qui couvre une grande diversité d'application : Barrages, routes de transport, rues, aires de stationnement...Il est considéré comme économique, rentable et non polluant, à mise en place rapide et qui convient parfaitement aux chaussées et aires de stockage fortement sollicités.

Le BCR s'est développé selon deux axes différents : **le BCR pour barrages et ouvrages massifs**, et **le BCR pour routes (pavages)**. La formulation, les méthodes de confection et les méthodes de mise en œuvre diffèrent en fonction du type de BCR. [1].



Figure I.1 : Mise en place du BCR en pavage - Atlanta USA. [1].

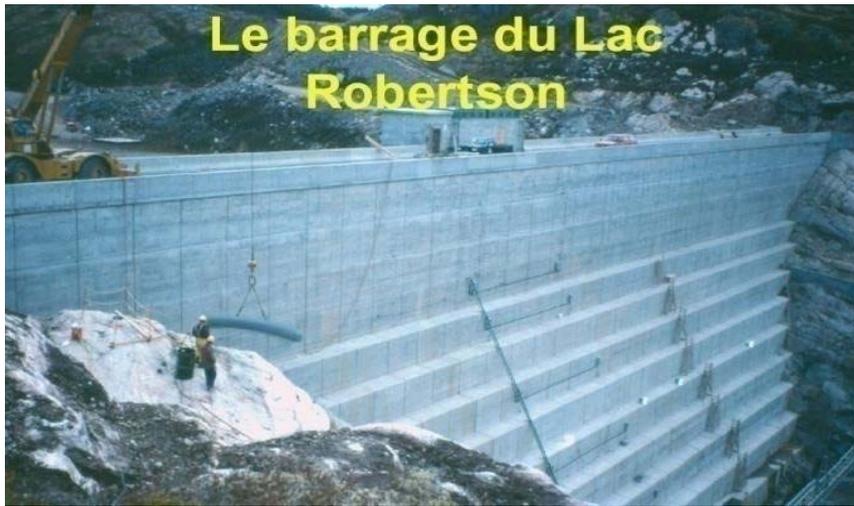


Figure I.2 : Lac Robertson en BCR au Canada. [1].

I.2 Spécification des BCR pour pavage.

I.2.1 Propriétés des matériaux et de la composition

Le **BCR** est un mélange de granulats, de liant hydraulique et d'eau mis en place comme un matériau de remblai par compactage.

I.2.1.1 Le liant

Le liant est de type hydraulique, fin, pulvérulent, et peut être :

- **Le ciment portland** : CEM I, CEM II dont la classe varie en fonction des performances voulues.
- **Les ciments à forte teneur en laitier ou en cendre** : CEM III, CEM IV, CEM V. Ces ciments présentent un début de prise plus lent et un durcissement plus progressif et permettent d'améliorer les propriétés mécaniques du BCR.

Le dosage classique d'un mélange de BCR est de 200 à 350kg /m³, soit une teneur en liant de 10 à 15 % de la masse totale des constituants secs. Il faut noter qu'une teneur trop élevée de Ciment favorise les fissures, augmente le cout de production et ne permet pas nécessairement une augmentation des performances. [2].

I.2.1.2 Les granulats

Les granulats occupent 75 à 85 % du volume total d'un mélange de BCR. Ils jouent un rôle de remplissage et ont une grande influence, de par leurs caractéristiques physiques, chimiques et mécaniques sur les propriétés du BCR frais et durci. Les granulats peuvent être roulés (sable siliceux) ou concassés (sable calcaire, gravier, grave...) [2].

Pour limiter les problèmes de ségrégation et en vue d'une meilleure qualité de surface, la dimension maximale du granulat D doit être inférieure à 20 mm. Le fuseau granulométrique doit être divisé en plusieurs fractions (exemple : 0/3-3/8-8/16).

Il faut noter que le choix d'un D élevé a comme avantages :

- ✚ Une économie d'énergie à la préparation des matériaux ;
- ✚ Une résistance mécanique plus élevée à dosage de liant constant ;
- ✚ Une amélioration du transfert de charges aux joints en l'absence de dispositif particulier.

Quant aux granulats fins, ils permettent une bonne cohésion à l'état frais, donc une bonne compacité à l'état durci. Toutefois, un pourcentage élevé de fines entraînerait une demande en eau importante et donc une baisse de la résistance et un problème de mise en place. [2].



Figure I.3 : Matériaux granulaires composants les mélanges de BCR (Sables, Graviers, Graves).

I.2.1.3 L'eau

Le BCR étant un béton sec à affaissement nul. Sa teneur en eau doit donc être faible. Elle est de l'ordre de 4 à 6 %, fixé par le laboratoire lors de l'essai Proctor modifié. Quant à la teneur en eau au chantier, on doit tenir compte des conditions atmosphériques et de transport. L'eau est de qualité potable avec une teneur en sels dissous inférieurs à 1 g/l et une teneur en matière de suspension inférieure à 0.5 %. Il faut noter qu'un excès d'eau entraîne une instabilité rendant l'uni défectueux tandis qu'un manque d'eau entraîne des défauts de prise localisés. [2].

I.2.1.4 Les adjuvants

Les adjuvants sont utilisés dans le but de faciliter la mise en œuvre des BCR, d'adapter leur fabrication au temps froid ou au temps chaud, de réduire les coûts de mise en œuvre, d'améliorer les propriétés du BCR durci voire même de lui conférer des propriétés nouvelles. Toutefois, dans le cas du BCR, la durée courte de malaxage et la faible quantité d'eau font qu'il y a une atténuation de l'effet des adjuvants, d'où une augmentation du dosage en adjuvant par rapport au béton plastique afin d'accroître leur efficacité. Les principaux adjuvants généralement utilisés dans le BCR sont :

- ✚ **Les adjuvants retardateurs de prise** : ces adjuvants augmentent la durée de transport et de mise en place du béton, permettent de maintenir longtemps la consistance recherchée du béton ou de ménager la contrainte des reprises de bétonnage. [2].
- ✚ **Les adjuvants réducteurs d'eau** : Ils ont pour rôle, à consistance égale de réduire le dosage en eau constant d'augmenter l'affaissement au cône d'Abram. Ces adjuvants sont couramment employés dans la réalisation des BCR puisque permettant une amélioration de l'homogénéité de la pâte.

Cependant, ces adjuvants employés à fort dosage peuvent avoir un effet retardateur de prise. L'utilisation de certains adjuvants dans un chantier de BCR n'est pas courante. Ces adjuvants sont les suivants :

- Les adjuvants accélérateurs de prise ;
- Les fluidifiants.

Ces derniers ne sont pas employés puisqu'ils entraînent une très grande maniabilité alors que l'effet d'une maniabilité trop élevée est néfaste pour un mélange de BCR (ressuage, déformation excessive à la suite du compactage...) [2].

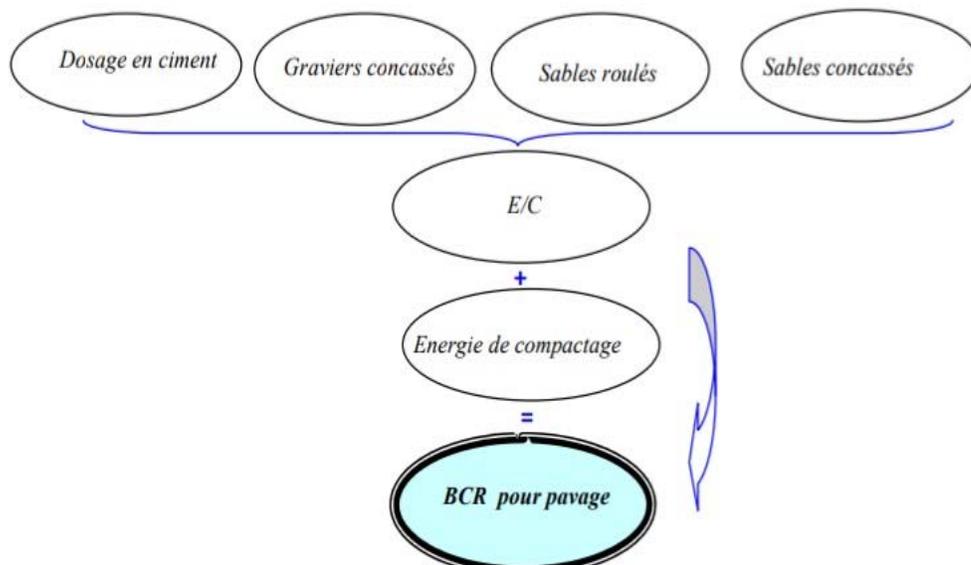


Figure I.4. Constituants de BCR pour Pavage.

I.2.2 Propriétés du BCR (état frais et durci)

I.2.2.1 Etat frais.

a. Maniabilité.

Elle désigne la facilité de mise en place et renseigne sur l'uniformité du BCR.

Elle est influencée par plusieurs facteurs parmi lesquelles nous pouvons citer :

- **Le volume et fluidité de la pâte** : la maniabilité augmente avec ces facteurs.
- **La proportion des fines dans le fuseau granulométrique**: plus cette proportion est élevée plus la maniabilité augmente puisque les points de discontinuité deviennent plus nombreux et il y a plus de mobilité de l'ensemble ;
- **La forme, la texture et l'absorptivité des granulats** : la maniabilité est plus importante dans le cas de particules rondes que plates. Les granulats poreux absorbent l'eau et réduisent la maniabilité, tandis que les granulats rugueux exigent une plus grande quantité de pâte de ciment pour une même maniabilité du fait des irrégularités de surface qu'ils comportent. [2]

La qualité du BCR est étroitement liée à sa maniabilité à l'état frais ; elle ne doit être ni trop faible, ni trop élevée.

Une maniabilité trop élevée, donc une augmentation du rapport E/C, a pour effet une diminution des propriétés mécaniques de BCR et de la durabilité. Aussi, lors de la mise en place, il y a création de pressions interstitielles dans le matériau compacté, ce qui entraîne une déformation excessive lors du passage des équipements de compactage d'où une formation d'ondulations à la surface du revêtement. L'adhérence accrue de la pâte avec le rouleau du compacteur entraîne dans le même sens une mauvaise qualité de surface.

Une maniabilité trop faible a comme conséquence une augmentation importante du volume des vides de compactage d'où une diminution des propriétés mécaniques et de la durabilité du BCR. Il y a aussi une augmentation de la ségrégation, une diminution de l'adhérence entre les couches et une mauvaise qualité de surface due à un uni grossier ouvert.

Contrairement à l'affaissement au cône d'Abram du béton ordinaire, la maniabilité du BCR est déterminée à l'aide de l'appareil Vebe du fait de sa consistance trop sèche. Elle est exprimée en temps Vebe et la plage optimale est de 40 à 90 secondes. [2].

b. Masse Volumique

Elle permet de déterminer le volume d'une masse donnée et sert de moyen de vérification de l'uniformité du BCR. Sa consistance est importante pour un bon compactage du matériau puisqu'elle nous renseigne sur le degré de compactage sur le terrain. Elle est déterminée au laboratoire au cours de l'essai Proctor modifié. [2].

c. Ségrégation.

C'est la ségrégation des différents composants lors de la mise en place et elle a pour conséquence une perte d'homogénéité et de résistance.

A cause du faible volume d'eau, le BCR est très sensible à la ségrégation. Cette dernière est fonction de la granulométrie, de la grosseur maximale du gros granulat et des caractéristiques de la pâte.

Pour palier cette ségrégation, des précautions doivent être prises lors de fabrication et du transport. Lors de la mise en place, les zones sensibles à la ségrégation comme les joints frais et les joints de reprises doivent être réalisées avec précaution. Le passage des équipements de compactage sur les zones de ségrégation doit être précédé de l'ajout de matériaux de dimension inférieure à 5 mm tamisés à partir du BCR frais. [2].

Etat Durci.

a. Résistance à la Compression.

La résistance à la compression fait partie des qualités les plus représentatives du BCR. [2].

En effet, la capacité du BCR à supporter des charges lourdes concentrées résulte de sa forte résistance en compression. Un BCR bien formulé peut avoir une résistance à la compression à 28 jours variant de 40 à 60 MPa. Pour cela, il faudrait une bonne optimisation du squelette granulaire. Cette résistance s'explique par deux raisons :

- La forte compacité du squelette granulaire a pour conséquence une meilleure disposition des granulats qui s'opposent ainsi à la propagation des microfissures provoquées dans la pâte par le retrait ; ce qui entraîne une augmentation de la résistance à la compression ;
- Le faible rapport E/C entraîne une diminution de la porosité de la pâte donc une augmentation de la résistance à la compression ;

La détermination de la résistance à la compression se fait à l'aide de l'essai de compression. [2].

b. Résistance à la flexion.

Elle caractérise la capacité du matériau à résister aux efforts causés par les charges et joue un rôle déterminant dans le calcul de l'épaisseur du revêtement. La compacité du squelette granulaire fait que la résistance en flexion du BCR est plus élevée que celle du béton ordinaire.

Un BCR correctement formulé avec une teneur en liant de 300 kg / m³ et un rapport de E/C de 0.35 développe une résistance en flexion de 5 à 6.5 MPa à 7 jours et 7 MPa à 28 jours de mûrissement.

Des études ont montré que la résistance à la flexion du BCR en fonction de sa résistance à la compression peut être évaluée par la formule (1):

$$Rf = (Rc)^{0,459} \dots\dots\dots (1)$$

Avec :

Rf : résistance en flexion en MPa ;

Rc : résistance en compression en MPa ; [2].

c. La Perméabilité.

Des études menées par le Service d'Expertise en Matériaux (SEM) au Québec ont montré que le BCR peut avoir une perméabilité à l'eau du même ordre de grandeur que ceux du béton conventionnel tout en ayant les propriétés mécaniques (Résistance en compression et en traction) supérieures à celles des bétons conventionnels. Le coefficient de perméabilité *k* est de l'ordre de 10⁻²³ m/s. [2].

d. Module de Young

Le module d'élasticité ou module de Young caractérise la rigidité du matériau c'est-à-dire la propriété de se déformer de façon élastique, réversible sous l'action d'une charge. Elle est influencée par la propriété de la pâte de ciment hydratée ainsi que celle des granulats. Le module d'élasticité moyen du BCR est l'ordre de 30GPa après 28 jours de murissement et est indépendant des variations de température contrairement au béton bitumineux. [2].

I.3 Méthode de formulation du BCR

La formulation du béton consiste en général en la détermination des différentes proportions qui permettent d'obtenir une composition optimale. La combinaison la plus économique permette de satisfaire aux différentes exigences techniques liées aux critères de résistance, durabilité et de maniabilité. [3].

Vu la spécificité du BCR comme un béton à affaissement nul, très ferme, qui contient une grande quantité de granulats et une faible teneur en ciment, les méthodes classiques de formulation du béton ne sont pas applicables directement sur le BCR. Plusieurs méthodes ont été citées dans la littérature, et sont présentées dans les paragraphes suivants, permettent de sélectionner les différentes proportions pour le BCR. Toutefois, le choix entre ces méthodes dépend de la destination du projet (routes ou barrages) et des moyens disponibles. [3].

I.3.1 Méthode de formulation empirique

Il est tout à fait logique que les premières méthodes développées pour la formulation des mélanges de BCR sont des procédures empiriques. Elles nécessitent la réalisation d'un certain nombre de gâchées en laboratoire avant d'obtenir le mélange de BCR possédant les caractéristiques recherchées. [4].

L'expérience a montré que dans certains cas, plus de 25 gâchées d'essais sont nécessaires pour obtenir le mélange optimal. Gagné a indiqué qu'en passant sur chantier, il est parfois nécessaire de réaliser d'autres gâchées pour ajuster la maniabilité du mélange. Les méthodes empiriques sont des procédures simples à utiliser et relativement efficaces. Elles ne sont pas très flexibles et nécessitent beaucoup de temps et d'énergie pour corriger et adapter la formulation.

Les méthodes empiriques les plus couramment utilisées pour formuler des mélanges de BCR sont décrites par le Comité 325.10R-95 de l'ACI (American Concrete Institute) et comportent deux procédures :

- **La méthode de formulation respectant les limites de maniabilité;**

- La méthode de formulation adaptée aux méthodes utilisées en géotechniques. [4].

I.3.1.1 Méthode basée sur les limites de maniabilité

Cette méthode consiste à déterminer les proportions du mélange de telle sorte à atteindre une maniabilité optimale qui peut satisfaire aux exigences techniques. La maniabilité du béton est mesurée à l'aide de l'appareil Vébé. Elle est exprimée en secondes. La procédure de formulation est composée de plusieurs étapes : détermination du volume de pâte minimal, choix du rapport eau/liant et enfin l'ajustement des proportions de granulats. [3].

Dans la première étape, une série de mélanges de mortiers est préparée à différents rapports eau/ciment et à différents rapports sable/ciment sont étudiés, afin de déterminer le volume de pâte minimum. Pour chaque rapport eau/sable des mélanges sont préparés à différents rapports eau/ciment et la masse volumique est mesurée.

La deuxième étape consiste en la détermination des caractéristiques mécaniques des mélanges correspondants aux masses volumiques optimales (à différents rapports E/C). Le choix du rapport eau/ciment est fait selon les propriétés mécaniques requises. La troisième étape consiste à optimiser des granulats fins et grossiers selon la maniabilité voulue. [3].

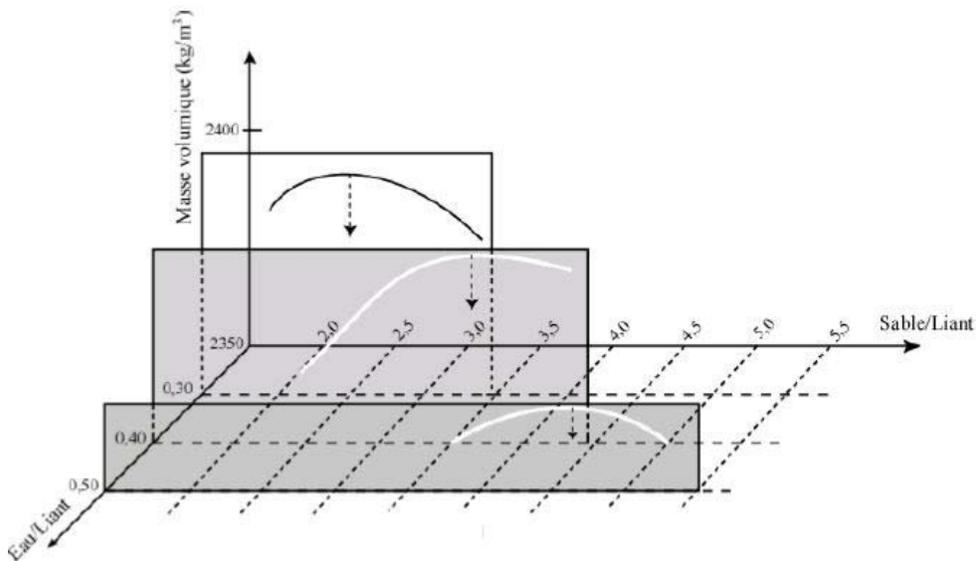


Figure I.5 : Paramètres optimaux d'un mortier pour BCR. [3].

I.3.1.2 Méthode basée sur les paramètres de la Géotechnique

Dans cette méthode, le principe de la détermination des différentes proportions est basé sur le concept de compactage des sols en laboratoire. Elle consiste à utiliser l'essai Proctor modifié, suivant le mode opératoire de la norme ASTM D1557, afin d'obtenir la relation de la variation de la densité en fonction de la teneur en eau.

La teneur en ciment est déterminée selon les caractéristiques mécaniques exigées, généralement entre 200 et 350 kg/m³. Tandis que, la teneur en eau optimale est estimée sur la base des essais de compactage du béton frais.

Cette méthode est plus appropriée lorsque des granulats de petites dimensions sont utilisés et lorsqu'une forte teneur en matériaux cimentaires est utilisée, ce que l'on trouve généralement avec les mélanges de BCR destinés aux projets routiers (Marchand et al, 1997 ; Gauthier & Marchand, 2001). [3].

Les proportions en granulats fins et grossiers sont déterminées par rapport à un fuseau granulométrique (Figure 1.3). Puis une série de mélanges du béton est préparée variant chaque fois la teneur en matériaux cimentaires, entre 12 et 14 % de la masse totale des matériaux secs. Pour chacune des teneurs en liant, des éprouvettes sont préparées à différentes teneurs en eau puis compactées dans le moule Proctor modifié à une énergie spécifique. Les éprouvettes sont fabriquées en cinq couches d'égale épaisseur et compactées de la même manière (56 coups par couche). La masse volumique du moule compacté est ensuite mesurée et la densité sèche est calculée à l'aide de la formule suivante :

$$P_d = 100 * \omega * P_h / (100 + \omega)$$

P_d : densité sèche.

P_h : densité humide maximale mesurée.

ω : teneur en eau réelle (la teneur en moyenne calculée à partir des pesées de prélèvement de béton frais, avant et après étuvage). [3].

La variation de la densité sèche maximale en fonction de la teneur en eau du mélange est tracée dans un graphique (Figure 14). La teneur en eau correspondant à la densité sèche maximale (sommet de la courbe) représente la teneur en eau optimale. Des essais de résistance en compression sont réalisés sur des éprouvettes préparées à différentes teneurs en eau optimales. Le mélange ayant la teneur en liant minimale et possédant les propriétés mécaniques requises est alors choisi (Marchand et al, 1997). [3].

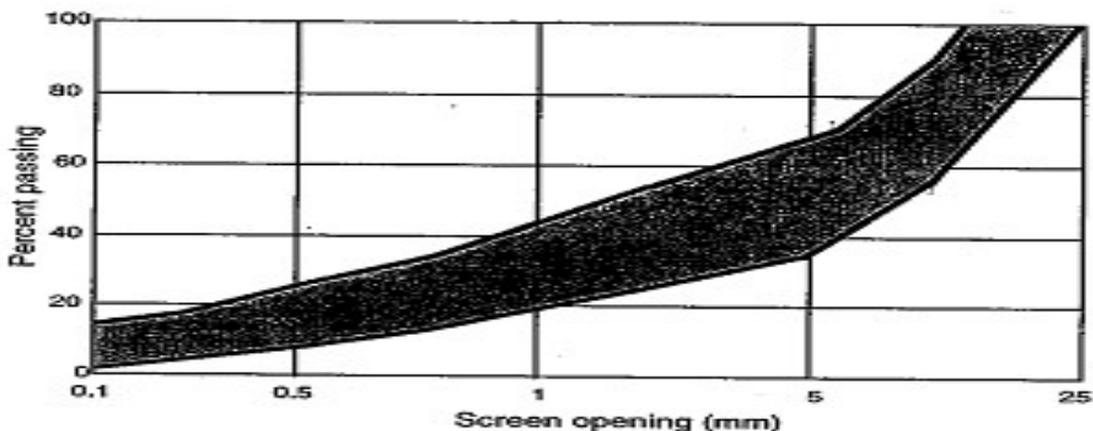


Figure I.6 : Fuseau granulométrique recommandé pour le BCR (Marchand et al. 1997 Gauthier & Marchand, 2001). [3].

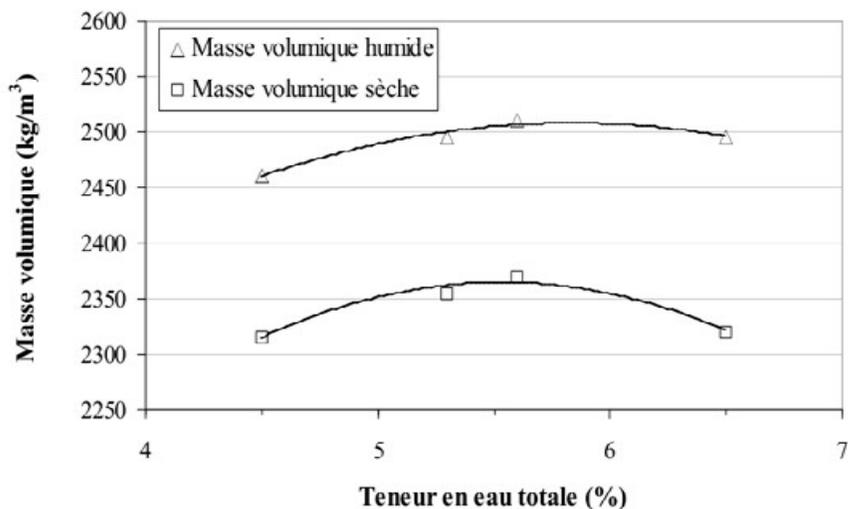


Figure I.7 : Courbes de Proctor (Gauthier & Marchand, 2001). [3].

I.3.2 Méthode de formulation semi empirique

Le concept de la **méthode semi-empirique**, comme c'est expliqué par Gagné est basé en même temps sur des données expérimentales et des formules empiriques. La formulation des mélanges de BCR à travers la méthode semi-empirique est basée sur le calcul du rapport du volume de pâte sur le volume de vides. [4].

L'application de cette méthode nécessite la confection de quelques gâchées d'essais au laboratoire. Le principe de cette méthode est basé sur l'hypothèse que le mélange de BCR optimal devrait avoir une quantité juste nécessaire de pâte pour remplir les espaces inter-

granulaires restants après que le squelette granulaire a atteint la densité maximale par un processus de compactage. On dit que cette procédure de formulation est basée principalement sur une approche volumétrique.

Pour un faible dosage en ciment, le volume de pâte est insuffisant et les vides laissés après le compactage vont affaiblir les caractéristiques mécaniques et augmenter la perméabilité du BCR. Alors que pour des forts dosages en ciment, le volume de pâte devient excessif et on augmentera par conséquent la chaleur d'hydratation ainsi que les coûts de fabrication sans amélioration significative des caractéristiques physiques ou amélioration de l'imperméabilité.

La méthode semi-empirique, basée sur le volume de pâte optimal, est applicable seulement pour formuler des mélanges de BCR sans air entraîné car la composition des mélanges de BCR avec air entraîné est trop complexe à cause des effets du réseau des vides d'air sur les propriétés mécaniques. [4].

I.3.3 Méthode Théorique

L'une des percées majeures dans le domaine de la formulation des mélanges de béton fut l'introduction des méthodes théoriques. En effet, elles permettent de minimiser la porosité (ou maximiser la compacité) du squelette granulaire en optimisant les proportions des différentes classes granulaires (sable, gravier, ciment, ajouts minéraux). La faible porosité permettra un bon enrobage des granulats par la très faible quantité de pâte de ciment, ainsi que des propriétés mécaniques optimisées. Parmi des méthodes théoriques de prévision de la compacité d'un empilement granulaire, le Modèle d'Empilement Compressible (MEC) anciennement appelé Modèle de Suspension Solide (MSS), développé par le laboratoire Central des Ponts et Chaussées (LCPC) en France, fut adapté par le Centre de Recherche Interuniversitaire sur le Béton (CRIB) de l'université de Laval à la formulation de mélange de BCR. [2].

Le Modèle d'Empilement Compressible « MEC » permet le calcul de la compacité d'un mélange granulaire à partir de la compacité et de la granulométrie des constituants, des proportions du mélange et d'un paramètre k , nommé *indice de serrage* et qualifiant l'intensité du compactage. **Le MEC** est basé sur l'optimisation de la compacité d'un empilement de grains de tailles différentes. La combinaison des constituants par cette méthode permet de produire un mélange sec à compacité optimale pour une maniabilité donnée. La compacité d'un mélange granulaire dépend de la granulométrie des particules, de leur forme et de l'interaction entre les grains. [2].

Conclusion.

A l'instar du béton courant, le BCR est constitué de ciment, d'eau et de granulats grossiers et fins. Il possède cependant une structure interne particulière de par sa forte proportion de granulats et sa consistance très sèche. Sa morphologie lui confère une durabilité et une dureté plus importantes que celles du béton plastique. La rapidité de mise en place, les faibles teneurs en ciment et l'utilisation d'ajouts minéraux en font un matériau économiquement très intéressant pour l'industrie de la construction. Le choix et la nature des constituants d'un mélange de BCR doivent répondre à des exigences diverses (résistances mécaniques, durabilité, etc.). Une attention particulière doit être apportée à la formulation.

CHAPITRE II :
COMPACITE DES MELANGES GRANULAIRE.

Chapitre II : Compacité des mélanges granulaire.

II.1 Introduction

La compacité d'un mélange granulaire est un paramètre important pour le béton mais aussi pour de nombreuses application dans le Génie Civil, en effet beaucoup de matériaux composites (tels que le béton) sont fabriqués par des inclusions granulaires noyées dans une matrice liante. [6].

II.2 L'empilement des milieux granulaires sec

Dans un milieu granulaire, on peut distinguer deux types d'empilement, les empilements ordonnés qui présentent une structure périodique et une compacité élevée, et les empilements désordonnés avec des compacités plus faibles qui peuvent évoluer d'une configuration à une autre, si nous utilisons des moyens de serrage (vibration par exemple).

Le nombre de coordination « k » est le nombre de points de contact sur chaque particule. Plus ce nombre est élevé, plus la particule est stable. Une particule est considérée instable dans un empilement en trois dimensions, si son nombre de coordination est inférieur à 4 (Cumberland, 1987 ; German, 1989). [5].

II.2.1 Empilement de sphères dans un plan (2 dimensions)

Dans un plan, il y a deux façons d'empiler des disques identiques de façon ordonnée

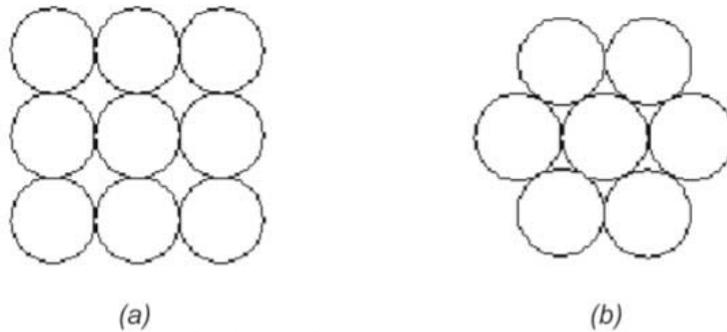


Figure II.1 : Empilements ordonnés de sphères unimodale : empilement cubique (à gauche) et hexagonal (à droite).

La figure II.1 (a) présente un arrangement cubique qui permet d'obtenir une fraction de surface recouverte (compacité de 0.7854) et un nombre de coordination de 4.

La figure II.1 (b) présente un arrangement hexagonal, il permet d'atteindre le recouvrement maximal de la surface avec une compacité de 0.9069 ($\frac{\pi}{2\sqrt{3}}$) et un nombre de coordination égale à 6 (German, 1989).

La compacité de l'assemblage peut être augmentée en insérant la plus grosse sphère possible entre les sphères initiales (figure 1.9). Les nouveaux interstices formés sont remplis ainsi de suite en suivant la même méthode (Pietsch, 2002). C'est le principe des empilements Apolloniens (Borkovec, 1994).

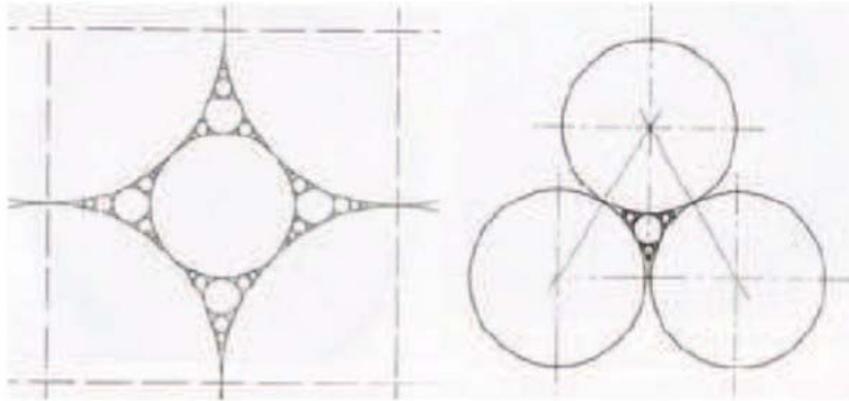


Figure II.2 : Empilements ordonnés de sphères multimodales : empilement cubique (à gauche) et hexagonal (à droite) (Pietsch, 1991 et 2002). [5]

Dans le cas d'un mélange binaire de sphères, le recouvrement maximal d'une surface est obtenu grâce à un arrangement hexagonal des grosses et des fines particules disposées dans les interstices. Dans ce cas, la compacité C est égale à 0.9913. [5].

II.2.2 Empilement de sphères en 3 dimensions

Dans un empilement de sphères unimodales en 3 dimensions, la compacité maximale est obtenue avec un arrangement de type cubique faces centrées et elle est égale à 0.7405 et le nombre de coordination égale à 12. Pour un empilement désordonné et non dense de sphères unimodales, la compacité est proche de 0.6 avec une coordination comprise entre 7 et 8. Pour un empilement désordonné et dense, la compacité est de 0.64 et la coordination est comprise entre 8 et 9 (Pietsch, 2002).

Un mélange granulaire binaire est composé de deux populations présentant chacune un diamètre médian différent. Si on utilise un rapport optimal de tailles et une quantité appropriée de fines, l'insertion des petites particules entre les grosses permet d'atteindre des compacités plus élevées que pour des mélanges unimodales. Cependant, une quantité trop importante de fines entraîne un espacement des grosses et une diminution de la compacité.

Dans la littérature, on trouve des résultats permettant de comparer les valeurs théoriques et expérimentales de la compacité (Mc Geary, 1961), représentées en fonction du pourcentage massique de grosses particules et du rapport de tailles, pour différents mélanges binaires (figure 1.10). La partie expérimentale a permis de constituer des mélanges binaires de sphères denses, en

versant des fines particules ($d = 0.91, 0.66, 0.28$ et 0.191 mm) dans un mélange unimodal de grosses particules ($d = 3.15$ mm) en vibration. Les résultats montrent que la compacité expérimentale reste inférieure à la compacité théorique maximale (0.86), et devient constante (0.84) au-delà d'un ratio des diamètres des sphères grosses/ fines, égal à 10 (Cumberland, 1987).

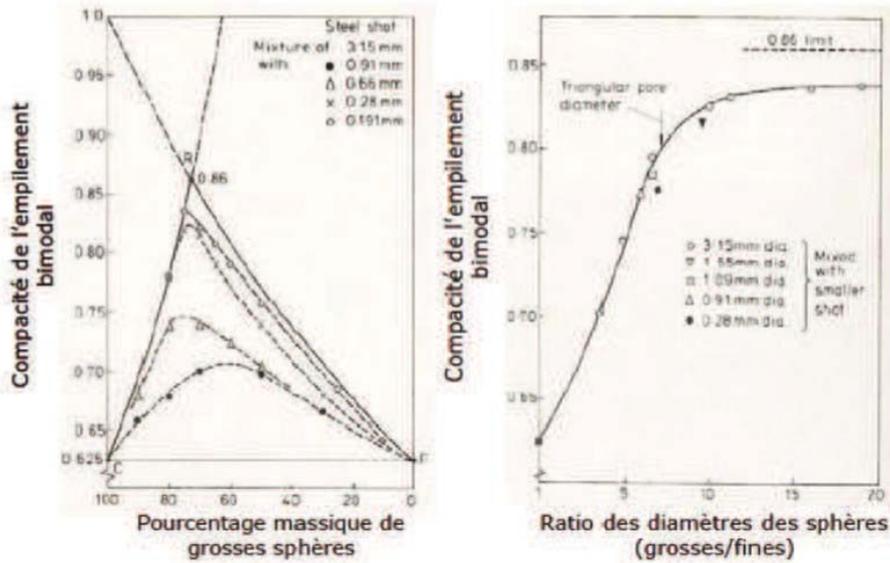


Figure II.3 : Compacité théoriques et expérimentales (Mc Geary, 1961) de mélanges binaires : représentation en fonction des pourcentages massique de grosses particules et du rapport de tailles. [5].

II.3 Facteurs influant l'empilement granulaire

II.3.1 Effet de desserrement

Traduit le fait que lorsqu'un grain de taille inférieure n'est pas suffisamment fin pour s'introduire dans la porosité de l'empilement des grains de taille supérieure, il déstructure ce dernier. En effet, en venant s'intercaler entre les gros, il induit un relâchement de la structure (de Larrard et Coll, Partie I – 1994).

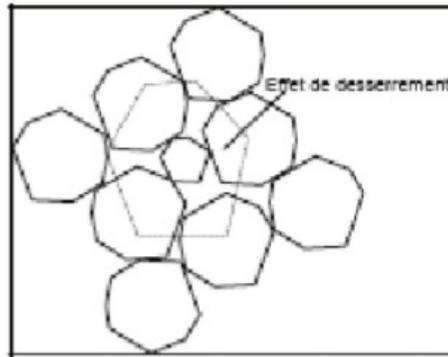


Figure II.4 : Effet de desserrement (de Larrard, 1988). [5].

II.3.2 Effet du mode de mise en place (l'énergie de serrage)

Le fait d'appliquer une énergie de serrage sur l'empilement, par exemple à l'aide de vibrations ou de chocs appliqués sur le récipient, permet d'augmenter la compacité. Ceci favorise la migration des fines particules dans les interstices formés entre les grosses (German, 1989). Dans figure 1.10 nous remarquons que la compacité varie d'une façon croissante avec l'augmentation de l'énergie de serrage.

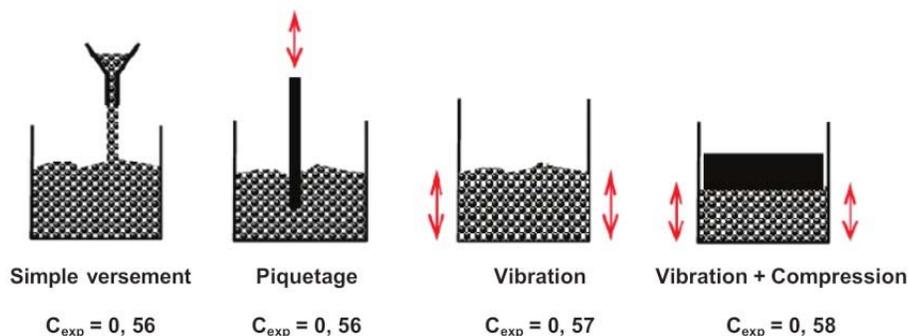


Figure II.5 : Compacité pour différents modes de mise en place des grains concassés (de Larrard, 2004). [5].

II.3.3 Effet de la ségrégation

La ségrégation est principalement causée par des différences de tailles (à partir d'un rapport de tailles supérieur à 6) et de masses volumiques réelles entre particules. Ceci se traduit par une séparation entre les grosses qui migrent à la surface de l'empilement, et les plus fines qui se

retrouvent au fond du récipient en passant à travers le squelette granulaire formé par les grosses. Ce phénomène est cependant moins marqué pour des particules cohésives ($d < 100\mu\text{m}$) et de formes irrégulières (German, 1989).

La compacité maximale ne conduit pas à la ségrégabilité minimale. La ségrégabilité est minimisée par l'augmentation des classes intermédiaires au détriment de la plus grossière. Chaque classe granulaire doit occuper l'espace inter granulaire lui conférant sa compacité maximale. La granularité est plus « régulière ». [5].

II.3.4 Effet de l'étendue granulaire

Kechkar et Cherrait, 2008 ont effectué une étude systématique sur des mélanges binaires obtenus par une combinaison de deux classes unimodales, préalablement séparées. Pour la réalisation des mélanges, ils ont procédé à une homogénéisation manuelle. Sept classes ont été préparées (a-b-c-d-e-f-g) du granulat, les tailles des grains au sens des tamis étaient les suivantes : $0.3 < a < 0.425 < b < 0.6 < c < 1.18 < d < 2 < e < 3.35 < f < 5 < g < 6.63$ mm.

Neuf mélanges, d'étendue variable, ont été préparés de 0.13 à 0.74. Pour la réalisation des mélanges, les auteurs ont choisi des proportions de petits grains y_2 par incrément successif de 10%. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure I.13. [5].

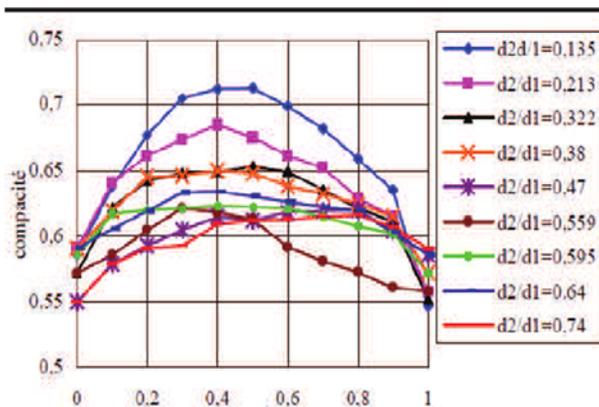


Figure II.6 : Rôle du rapport d_2/d_1 sur la compacité (Kechkar et Cherrait, 2008). [5].

La figure I.13 montre bien que la compacité diminue lorsque le rapport d_2/d_1 augmente. Ce fait expérimental confirme les travaux de Caquot sur les mélanges granulaires. Nous remarquons aussi que la variation de la compacité est plus rapide du côté des gros dominants (petits pourcentages de grains fins $y_2 < 0.4$) que du côté des petits. [5].

II.4 Méthodes expérimentales de mesure de la Compacité

II.4.1 Méthode de versement simple

C'est une méthode qui consiste, à remplir un récipient de volume V connu, en laissant s'écouler le matériau sous l'effet de la gravité, sans aucune autre sollicitation, puis en pesant la masse M du récipient après arasement. M_0 étant la masse du récipient à vide, et ρ la masse volumique réelle de l'échantillon alors, la compacité C_{exp} s'écrit :

$$C_{exp} = \frac{M-M_0}{\rho * V} ; \quad 1.1$$

Dans cette méthode décrite dans la norme NF EN 1097-3, le cylindre utilisé est d'une hauteur de 200mm et d'un volume égal à 3.98 l pour les gravillons, tandis que pour les sables, le cylindre utilisé est d'une hauteur de 80mm et son volume est égal à 0.56 l. [5].

II.4.2 Méthode de Piquage

Pour cet essai, les cylindres utilisés sont identiques à ceux du précédent mode opératoire. Pour améliorer le compactage du matériau dans le cylindre, nous utilisons une tige, que nous enfonçons plusieurs fois dans l'échantillon (méthode inspirée de la méthode (ASTM C29-78). Pour les gravillons, la tige utilisée est en acier, elle est à tête hémisphérique et à 600mm de long avec un diamètre de 16 mm. En revanche, pour les sables, la longueur utile est de 130 mm avec un diamètre de 6 mm.

Les cylindres cette fois ci sont remplis en trois couches successives, chacune piquée vingt-cinq fois. L'échantillon fait l'objet d'une première mesure après simple versement, puis nous vidons le cylindre et nous partageons l'échantillon en trois parties égales, et nous appliquons le présent mode opératoire. [5].

II.4.3 Méthode de vibration avec Compression

Dans cette méthode, la masse de l'échantillon M_s prise pour les graviers est de 7.5 kg et pour les sable 3 kg. Le cylindre utilisé à un diamètre de 16 cm et une hauteur de 32 cm. Le cylindre est équipé d'un disque interne de même diamètre et qui permet d'appliquer une charge uniformément répartie sur toute la surface des granulats.

L'ensemble est solidarisé à une table vibrante. Un poids (P) est solidarisé avec le cylindre interne, appliquant une pression totale de 10KPa sur l'échantillon compacté. Une masse M_s de granulats est malaxée à sec de manière à homogénéiser l'ensemble, puis versée dans le cylindre. La vibration est lancée après l'application de la pression (10KPa). Cet échantillon est soumis à une vibration de 150Hz pendant une minute et la compacité est donnée par la moyenne (sur un minimum de deux échantillons) selon l'expression (1.2), (de Larrard, 2000) :

$$C_{\text{exp}} = \frac{Ms}{\rho} V ; \quad 1.2$$

Avec : ρ : Masse volumique réelle en kg/m^3 et V : volume total final en m^3 .

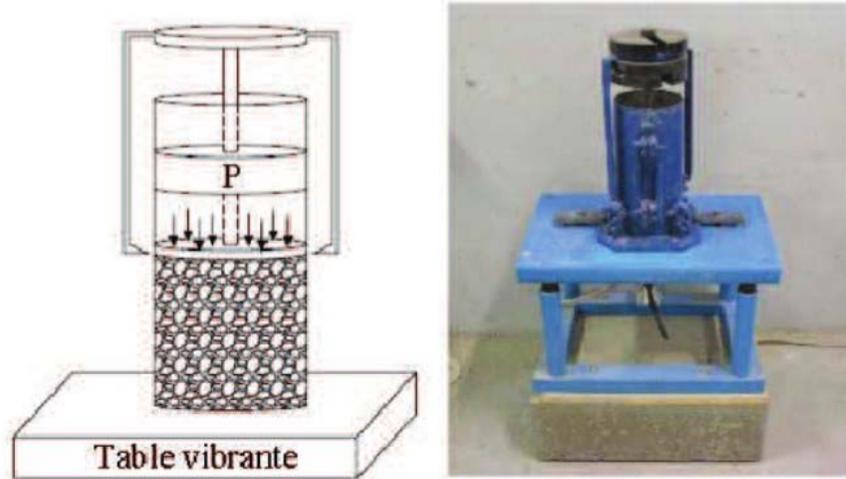


Figure II.7 : Dispositif de mesure de la compacité. [5].

II.4.4. Essai de compacité des fractions granulaires à la table à secousses

C'est un nouveau mode opératoire apparu en juillet 2004 développé par François de Larrad et son équipe dans le but de mesurer la compacité des fractions granulaires. La seule différence entre cet essai et l'essai précédent, est le mode de vibration qui est modifié par des secousses sans alimentation électrique.

Ce matériel est simple, peu coûteux, ayant des probabilités de présenter une reproductibilité acceptable. Il devait également fournir un résultat utilisable dans les nouvelles approches d'optimisation de la granularité des matériaux de Génie Civil. [5].

II.5 Méthode théoriques

II.5.1 Le Modèle d'empilement Compressible (MEC)

Le modèle d'empilement compressible (MEC), est la troisième génération des modèles développés au LCPC. Grâce à ce modèle, la compacité réelle d'un mélange (noté C_{MEC}) à plusieurs classes est prédite à partir de la connaissance des compacités de chaque classe

unidimensionnelle, de la distribution granulaire du système et de l'énergie de la mise en place. Il s'appuie sur les notions de compacité virtuelle (γ) et d'indice de serrage (K). [5].

Le MEC est basé sur l'optimisation de la compacité d'un empilement de grains de tailles différentes. [2].

En réalité, la compacité dépend non seulement du matériau mais également du mode de mise en place. Pour décrire la corrélation entre la compacité et le protocole de compaction, de Larrard a introduit un paramètre appelé : indice de serrage « K » et développé un modèle appelé « modèle d'empilement compressible ». [5].

Ce modèle permet de déterminer la compacité réelle d'un mélange connaissant sa compacité virtuelle et l'indice associé au protocole de compaction. L'expression du modèle est présentée par l'équation suivante :

$$K = \sum_{i=1}^n K_i = \sum_{i=1}^n \frac{\gamma_i / \beta_i}{\frac{1}{C_{MEC}} - \frac{1}{\gamma}} \quad ; \quad 1.3.$$

Avec:

- C_{MEC} : compacité réelle du mélange;
- K : indice de serrage pour le mélange ;
- γ_i : compacité virtuelle lorsque la classe i est dominante ;
- N : nombre de classes dans le mélange ;
- β_i : compacité virtuel de classe i ;

Le paramètre K dépend du processus de mise en place du mélange granulaire. Ce terme, K, résulte de la sommation de plusieurs fonctions. C'est une fonction strictement croissante de C_{MEC} , ce qui montre qu'il existe bien, pour toute valeur positive de K, une valeur unique de C qui satisfasse l'équation (1.3.).

Le modèle linéaire pour la prévision de la compacité est donne par l'expression suivante :

$$\gamma_i = \frac{\beta_i}{1 - \sum_{j=1}^{i-1} [1 - \beta_i + b_{ij}\beta_i(1 - 1/\beta_j)]\gamma_j - \sum_{j=i+1}^n [1 - a_{ij}\beta_i / \beta_j]\gamma_j}$$

Avec :

γ_i : compacité virtuelle lorsque la classe i est dominante,

n : nombre de classe dans le mélange,

β_i : compacité résiduelle de classe i,

y_j : proportion de classe j dans le mélange,

a_{ij} : effet de desserrement exercé par un grain fin j dans un empilement de gros grains i ,

b_{ij} : effet de paroi exercé par un gros grain i dans un empilement de grains fins j .

Pour un empilement de grains de même taille, K prend la forme suivante :

$$K = \frac{1}{\frac{\beta_i}{\alpha_i} - 1} ; \quad 1.4$$

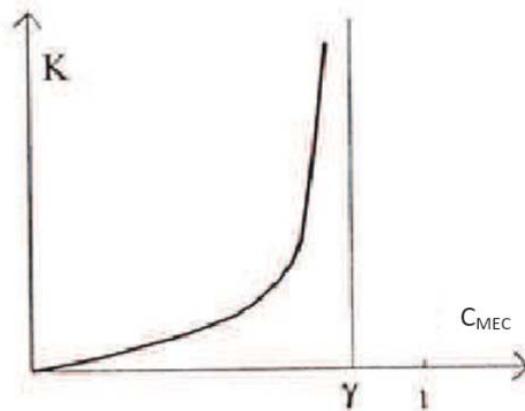


Figure II.8 : Variation de K en fonction de la compacité (de Larrard, 2000). [5].

II.5.2 Méthode RENE-LCPC

RENE-LCPC met en œuvre le modèle d'empilement compressible. Il permet d'accéder avec une bonne précision, aux proportions optimales des constituants d'un mélange granulaire. Il a été développé par Thierry SEDRAN et François de LARRARD. [2].

Le logiciel prédit la compacité de toute combinaison des constituants définie par l'utilisateur. L'énergie de mise en place de l'empilement granulaire est décrite par l'indice de serrage. Si l'utilisateur introduit la valeur de l'indice de serrage, le logiciel calcule la compacité. Inversement, si la compacité est connue, c'est l'indice de serrage qui sera prédit. [5].

Le logiciel s'applique à tout matériau granulaire pour lequel les forces de surface entre particules sont petites devant celles provoquées par les actions de malaxage et de mise en place. Il n'y a pas de limitation sur l'étendue granulaire, qui peut atteindre 4 ou 5 puissances de 10.

Les données d'entrée sont les suivantes :

- ✚ Les masses volumiques réelles des différents constituants (ciment, sable, gravillons, fines, etc.) ;
- ✚ La granulométrie des différents constituants ;
- ✚ La compacité de l'empilement individuel de chaque constituant ;
- ✚ L'indice de compaction du constituant et l'effet de paroi associée à la mesure de ces compacités.

A l'issue d'un calcul pour un squelette granulaire donné, le logiciel fournit les grandeurs suivantes :

- L'indice de compaction du mélange.
- La porosité du mélange.
- La masse volumique à sec du mélange (en kg/m^3) : c'est le poids solide contenu dans un volume unité du mélange.
- La masse volumique à l'état saturé : c'est le poids d'un volume unité du mélange en supposant que le liquide suspendant est de l'eau.

Le modèle d'empilement compressible est important dans la mesure où il rend possible l'obtention d'excellentes propriétés mécanique à court et à long terme et la réduction de la quantité de liant, d'où une réduction de la fissuration de retrait. De plus, le MEC ne nécessite pas beaucoup d'essais au laboratoire pour l'obtention d'un béton optimal. [5].

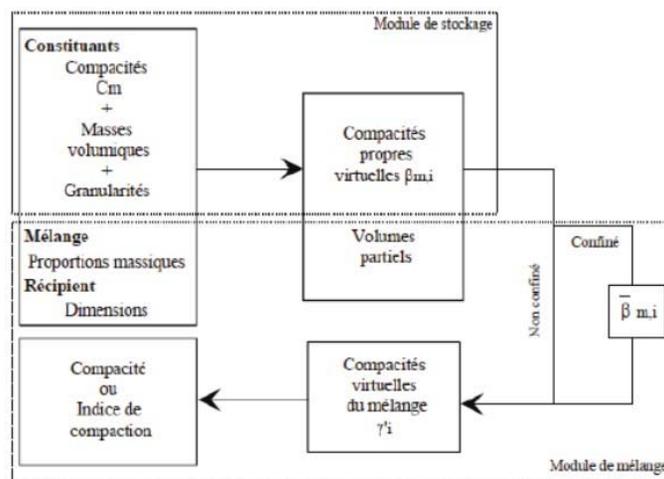


Figure II.9 : schéma fonctionnel du logiciel RENE-LCPC (Sedran, 1999). [5].

Conclusion.

Dans un empilement granulaire, il y a deux façons d'arranger les grains : un arrangement ordonné des empilements qui présente une compacité élevée (théorique) inaccessible à l'expérience, et un arrangement désordonné avec une compacité plus faible, améliorée à l'aide des moyens de serrage.

La compacité d'un milieu granulaire est influencée directement par l'espace et le nombre de contacts entre les particules. Elle dépend de certaines propriétés comme (la distribution de taille et la forme des particules, la paroi du récipient et du gros granulat, le desserrement entre particules ainsi que le mode de mise en place). [5].

Le modèle d'empilement compressible optimise les proportions des différents constituants, par la connaissance de leurs caractéristiques. Elle présente généralement de bons résultats mais nécessite beaucoup de calculs mathématiques.

CHAPITRE III :
METHODE D'OPTIMISATION D'INTELLIGENCE
ARTIFICIELLE.

Chapitre III : Méthode d'optimisation d'intelligence artificielle.

III.1 Réseaux de neurones artificiels RNA

Dans le domaine des technologies de l'information, un réseau de neurones est un système logiciel et / ou matériel qui imite le fonctionnement des neurones biologiques. Les réseaux neuronaux, aussi appelés réseaux de neurones artificiels (RNA ou ANN en anglais), font partie des technologies d'apprentissage profond (ou « deep learning »), couvertes également par l'intelligence artificielle (IA). [7].

Les réseaux de neurones artificiels sont de réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau. [8].

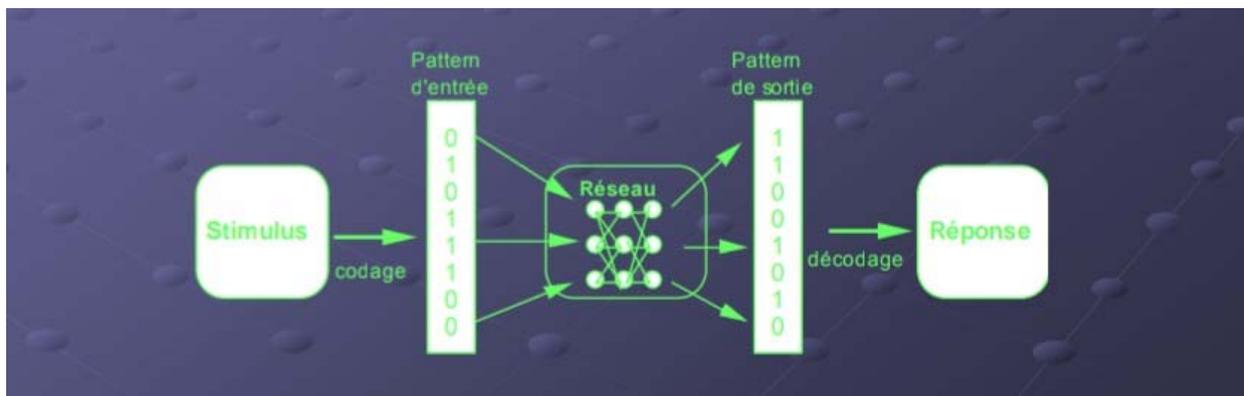


Figure III.1 : les réseaux de neurones artificiels. [8]

Les réseaux de neurones artificiels « RNA » sont inspirés de la structure neurale et le fonctionnement du cerveau humain. Les réseaux de neurones artificiels sont des ensembles de neurones formels associés en couches fonctionnant en parallèle. Chaque neurone (processeur élémentaire) calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Les réseaux de neurones ont la capacité de stocker de la connaissance dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage et de la rendre disponible à l'usage.

Le réseau de neurones représente un réseau avec un nombre limité de couches constituées d'éléments individuel qui sont semblables aux neurones avec différents types de connexions

entre les couches. Le nombre de neurones dans les couches est choisi pour être suffisant afin d'obtenir la précision souhaitée dans la résolution de problème, Le nombre de couches est désiré pour être minimal pour diminuer le temps de résolution. Un réseau de neurones représente un système dynamique hautement parallèle avec une topologie graphique dirigée qui peut traiter les informations au moyen d'une réaction de son état sur les actions d'entrée.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) s'inscrivent dans l'effort de conception est mis sur le développement d'algorithmes d'apprentissage afin de doter un système d'autonomie et de capacités d'adaptation. Parfois, ces systèmes intelligents arrivent même à « découvrir » de nouvelles solutions à des problèmes forts complexes et difficilement accessibles pour un cerveau humain.

Les RNA sont efficaces pour effectuer à grande vitesse des calculs et, d'une manière générale des tâches mécaniques. La structure des réseaux de neurones étant elle-même parallèle, leur fonctionnement présente de nombreux avantages : une vitesse de calcul accrue, la résistance aux pannes locales, et enfin la régularité de la structure.

III.2 Modèle hybride à base de RNA

III.2.1 Combinaison avec les algorithmes génétiques « AG »

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle : croisements, mutations...etc. Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte (ou que la solution est inconnue) pour le résoudre en un temps raisonnable. Les algorithmes génétiques utilisent la notion de sélection naturelle et l'appliquent à une population de solutions potentielles au problème donné. [10].

Les algorithmes génétiques ont déjà une histoire relativement ancienne puisque les premiers travaux de John Holland remontent à 1962.

Pour réaliser un AG, on doit disposer des cinq éléments suivants :

- Un principe de codage de l'élément de la population après une phase de modélisation mathématique du problème traité. La qualité du codage des données conditionne le succès des algorithmes génétiques.
- Un mécanisme de génération de la population initiale.
- Une fonction à optimiser appelée fitness ou fonction d'évaluation.
- Des opérateurs permettant de diversifier la population qui sont le croisement et la mutation.

- Des paramètres de dimensionnement : la taille de la population, nombre total de générations ou critère d'arrêt, probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation. [10].

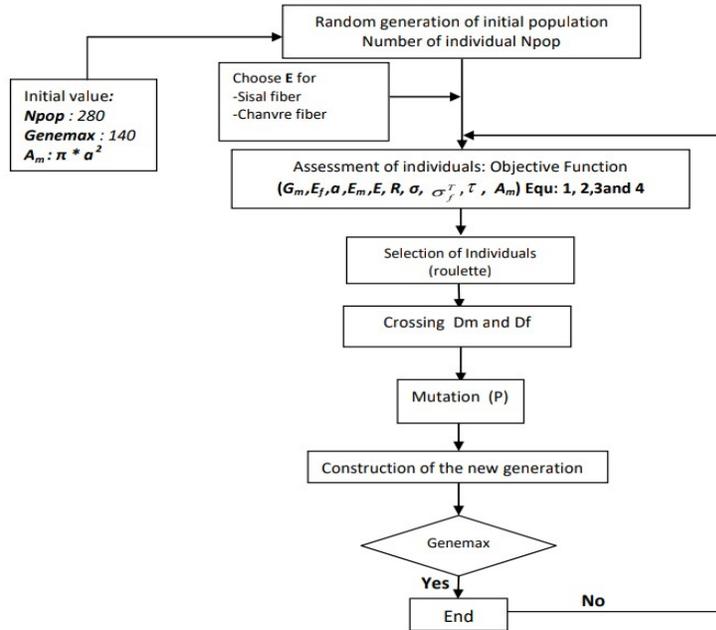


Figure III.2 : L'organigramme de l'algorithme génétique. [11].

III.2.2 Combinaison avec un algorithme de particules d'essaim « PSO »

L'optimisation par Essaim de Particules (OEP), connu sous le nom anglophone Particle Swarm Optimization (PSO), est un algorithme inscrit dans la famille des algorithmes évolutionnaires. Il a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio psychologue) en 1995.

Cette méthode trouve sa source dans les observations faites lors des simulations informatiques de vols groupés d'oiseaux et de bancs de poissons de Reynold. Autrement-dit, elle s'inspire fortement de l'observation des relations grégaires d'oiseaux migrateurs, qui pour parcourir de « longues distances » (migration, quête de nourriture, parades aériennes, etc), doivent optimiser leurs déplacements en termes d'énergie dépensée, de temps etc. [12].

III.3 Applications des RNA dans le domaine Génie Civil

Les réseaux de neurones sont des modèles de calcul très robustes et tolérants aux informations bruitées ou même incomplètes, ces caractéristiques ont fait des réseaux de neurones un bon candidat pour une large variété d'applications en génie civil.

Parmi les premiers articles publiés dans ce domaine c'est celui de Adeli et Yeh paru en 1989 décrivant l'utilisation et l'apprentissage du perceptron dans la conception en ingénierie, et depuis plusieurs équipes se sont orientés vers l'application des réseaux de neurones aux problèmes de mécanique des structures, modélisation des matériaux, contrôle des vibrations, prédiction de fissures, détection des dommages, régulation des transports et la liste est longue. [9].

III.3.1 Application des RNA en analyse des structures

Les réseaux de neurones à rétro propagation sont beaucoup utilisés en analyse et conception des structures, comportement des matériaux et identification des dommages. Ils sont utilisés pour représenter la relation force-déplacement en analyse statique des structures (hajela et Berke 1991), la conception des structures en béton armé (Sanad et Saka 1996), la détection des dommages directement après séisme (Wong et al. 1996) et la prévision du cout et de la durée de vie des structures dans une phase de préconception (Sdhabhon 1998). [9].

III.3.2 Application des RNA en géotechnique

Plusieurs systèmes ont été développés pour la caractérisation des sites, la classification des sols et des roches, le calcul des fondations, la liquéfaction des sols, et le calcul des barrages. (Teh et al. 1997, Ural et Saka 1999). [9].

III.3.3 Hydratation du Ciment

Il existe plusieurs modèles de RNA pour prévoir les propriétés de durcissement de la pâte de ciment comme le degré d'hydratation, le taux d'évolution de la chaleur d'hydratation, l'humidité relative et la porosité totale (Basma et al. 1999, Parka et al. 2005). [9].

III.3.4 Retrait et fluage des bétons

Très peu de travaux portent sur le retrait et le fluage des bétons. Karthikeyan et al. Ont utilisés les RNA pour la prédiction du fluage et du retrait des bétons à hautes Performances (karthikeyan et al. 2008). Maru et Nagpal ont utilisés les RNA pour la simulation des déformations de retrait et de fluage du béton armé (Maru et Nagpal 2004). [9]

III.3.5 Application des RNA en technologie des bétons

Dans le domaine des matériaux bon nombres d'applications ont vu le jour, surtout dans les domaines de la modélisation, de la composition des bétons, de la durabilité des matériaux composites de la fissuration etc. le point de départ dans la modélisation des matériaux est

toujours un ensemble de résultats expérimentaux. Dans la technique de modélisation analytique traditionnelle, le comportement du matériau est observé dans le but d'identifier ses caractéristiques, une fois chose faite, un modèle mathématique est développé pour simuler ce comportement. Ce processus consiste à coder la connaissance du comportement dans un ensemble de règles mathématiques. [9].

La technique de modélisation par les réseaux de neurones introduite par J. Ghaboussi et son équipe Wu et Garrett en 1991, utilise la capacité d'apprentissage de ces derniers pour simuler le comportement du matériau.

A partir des tests de laboratoire, le réseau de neurones subit la première phase d'apprentissage, qui fait que l'information est codée et stockée dans le poids des interconnexions. La deuxième phase est celle de la simulation (validation), dans cette phase les données de quelques tests non-utilisés dans la phase d'apprentissage sont pris et comparés aux résultats obtenus par le réseau de neurones.

Les auteurs ont trouvé que cette technique donnait de très bons résultats. Tous ça sans avoir recours à développer des règles ou utiliser des approximations analytiques.

Souvent les tests sont conçus pour que l'état de contrainte en un point soit constant. Sidarta et Ghaboussi ont publié des travaux sur la modélisation des matériaux en géotechniques en introduisant de nouveaux tests faisant inclure un état de contrainte non-uniforme. En utilisant les réseaux de neurones ils ont montré qu'on pouvait, à partir d'un seul test, extraire plus d'informations qu'à partir de plusieurs tests traditionnels. Peu de temps après les mêmes auteurs ont utilisé un nouveau type de réseaux de neurones pour l'appliquer à la modélisation du béton, sable et matériaux composites. Ce nouveau type est ce qu'on appelle Nested Adaptive Neural Network (NANN), qui prend avantage de la structure inclusive de donnée du milieu étudié. Le principe est d'utiliser un ancien réseau de neurones, lui ajouter de nouveaux modules et refaire une partie de l'apprentissage, comme ça on obtient un nouveau réseau de neurones représentant le comportement du milieu étudié dans une dimension plus grande. L'application de cette technique a été le chemin de contrainte dans l'essai triaxial.

Plus récemment Hashash et al ont proposé l'utilisation des réseaux de neurones (NANN) dans la modélisation par les éléments finis des problèmes de frontière. Sachant que les réseaux de neurones ont l'avantage d'apprendre continuellement suivant la disponibilité des données, et qu'ils ne nécessitent pas d'intégrations spéciales pour leur implémentation dans l'analyse par éléments finis contrairement aux modèles élastoplastiques. [9].

III.3.6 Composition des bétons

Le béton est l'un des matériaux de construction les plus utilisés dans le monde, il est composé d'éléments bien connus ciment, eau, fines, agrégats etc. Dans la composition et la qualité du béton, la résistance à la compression axiale est une des propriétés les plus importantes.

D'autres propriétés telles que le module d'élasticité, la perméabilité, la résistance aux agents atmosphériques etc. sont directement liée à cette résistance. Seulement cette résistance ne peut être obtenue qu'après le 28^{ème} jour de fabrication, des erreurs expérimentales sont inévitables et à cette date il est souvent trop tard d'apporter des améliorations si les tests sont insatisfaisants. C'est pourquoi il est fortement désirable de connaître une estimation de la résistance avant la fabrication du béton. Plusieurs études ont été menées pour déterminer la résistance du béton en utilisant les réseaux de neurones Kasperkiewicz et al en 1995 ont utilisé les réseaux de neurones artificiels pour déterminer la composition d'un béton à haute performance en utilisant la technique de Carpenter et al des réseaux de neurones a résonance adaptative. [9].

Oh et al en 1999 ont employé un RNA comme outil pour minimiser les incertitudes et les erreurs de conception des proportions des mélanges de béton. D'autres ont établi un système d'acquisition de connaissance basé sur les RNA pour la conception d'un mélange de béton (Ji-Zong al. 1999)

Dias et Pooliyada ont proposé un modèle RNA à rétro propagation avec des proportions constitutives du béton comme entrées et des propriétés du béton comme sorties. Ce modèle a été employé pour prédire la résistance à la compression et l'ouvrabilité d'un béton prêt à l'emploi (BPE) contenant des retardateurs et d'un béton à haute résistance (BHP) contenant des adjuvants chimiques et/ ou des ajouts minéraux.

Plusieurs chercheurs ont publié peu de temps après des articles sur l'utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction de la résistance d'une composition de béton. [9].

III.3.7 Durabilité et autres

L'approche RNA est utilisée pour prévoir la profondeur de carbonatation du béton (Yun-Hong et Bin 2004), l'identification des coefficients de perméabilité (Shouju et al. 2002), la diffusion et la pénétration des chlorures (Peng et al. 2002), et la dégradation par les acides sulfuriques à diverses concentrations (Hewayde et al. 2007).

Waszczyszyn et al ont utilisé la technique de régularisation des réseaux de neurones associés à l'analyse des problèmes mal posés pour l'estimation de la fatigue du béton. Gotlib et al ont utilisé les réseaux de neurones pour analyse des matériaux composites hétérogènes désordonnés.

L'utilisation des réseaux de neurones pour l'évaluation des paramètres de la distribution statistique a été faite par Fairbairn et al dans le but de simuler la fissuration du béton par la méthode des éléments finis. [9].

Conclusion.

Les réseaux de neurones artificiels constituent donc un outil de traitement des données qui, au même titre que les statistiques traditionnelles, peut s'appliquer dans le domaine de l'anthropologie biologique, les relations complexes entre variables ne manquant pas dans ce domaine. Ils ne constituent pas le remède miracle, mais ils sont une alternative possible aux approches statistiques courantes qui ne sont pas toujours adaptées à nos problématiques.

L'application des réseaux de neurones artificiels étant en plein essor dans tous les domaines de la recherche, cette interdisciplinarité est facilement envisageable.

Les algorithmes génétiques ont l'énorme avantage de pouvoir être appliqués dans un grand nombre de domaines de recherche de solution lorsqu'il n'est pas nécessaire d'avoir la solution optimale qui prendrait par exemple trop de temps et de ressources pour être calculée (ou tout simplement si personne n'est capable de la trouver de manière théorique).

PARTIE II: PARTIE PRATIQUE.

CHAPITRE IV :
CARACTERISATION DES MATERIAUX ET DES
MELANGES GRANULAIRES.

Chapitre IV : Caractérisation des matériaux et des mélanges granulaires.

IV.1 Introduction

Le squelette granulaires d'un mélange donné est composé de différents granulats, chaque constituant doit être caractérisé et conforme aux normes.

Dans ce chapitre, on présente les caractéristiques (physiques, géométriques et mécaniques) des matériaux utilisés dans notre étude. Cette caractérisation nous permettra de concevoir nos mélanges vont être modélisés et codifiés et constitueront la base de données en les rajoutant aux données ultérieures conçus par M. Mohamed Ali [17].

IV.2 Matériaux

Les granulats utilisés dans cette étude, sont des granulats concassés (de carrières) d'origine naturelle qui sont :

IV.2.1 Les fillers des Calcaires

Le filler, également appelé fines ou fines d'addition, est un granulats fin, de 0 à 80 μ m environ, est destiné au béton BCR. Les fillers utilisés sont de provenance de la région de **MOSTAGANEM**.

IV.2.2 Les Sable

Pour notre étude nous avons utilisé deux types de Sable : un sable jaune S₁ (0/2) de **BOUGAZOUL** et un sable lavé S₂ (0/5) de provenance de **BAGHLIA**.

IV.2.3 Les Gravier

Quatre types de graviers ont été utilisés : Gravier G_{3/8} ; G_{8/15} ; G_{15/25} ; G_{15/40} de provenance de **HAMMAM ELOUNE**. [17].



Figure IV.1 : Les granulats utilisés [17]

IV.3 Caractérisation des Matériaux

IV.3.1 Granulométrie

L'analyse granulométrique permet de déterminer la grosseur et les pourcentages respectifs des différents grains constituant les échantillons. Elle s'applique à tous les granulats de dimension inférieure ou égale à 63 mm, à l'exclusion des fillers (dimension inférieure à 0.08m).[2]

Les techniques d'analyse sont basées sur :

- Séparation mécanique (tamisage) pour les fractions grossières ($> 63\mu\text{m}$).
- Par Sédimentation pour les fractions fin ($< 63\mu\text{m}$). [17]

L'essai est réalisé selon la norme NA 2607 et EN 933-2, les résultats d'essai sont présentés dans les tableaux IV.1 à IV.6 et figure IV.4.

Tableau IV.1 : Analyse granulométrique du sable fin 0/2.

Ø de tamis en (mm)	Masse de tamis vide (g)	Masse de tamis + échantillon (g)	Masse de refus (g)	Refus cumulé (g)	Tamis G	Tamisat %
2,5	687,7	687,7	0	0	550	100
2	673,4	673,4	0	0	550	100
1,6	632,5	632,5	0	0	550	100
1,25	573	573,3	0,3	0,3	549,7	99,94
1	525	525,1	0,1	0,4	549,9	99,92
0,8	418,8	418,9	0,1	0,5	549,9	99,90
0,63	364	364,4	0,4	0,9	549,6	99,83
0,5	391,5	393,2	1,7	2,6	548,3	99,52
0,4	396	403,8	7,8	10,4	542,2	98,10
0,315	384,4	410,7	26,3	36,7	523,7	93,32
0,25	377,2	423,4	46,2	82,9	503,8	84,92
0,2	378,4	578,3	199,9	282,8	350,1	48,58
0,16	418,1	558,1	140	422,8	410	23,12
0,125	373,1	479,8	106,7	529,5	443,3	3,72
0,1	359,2	374,7	15,5	545	534,5	0,90
0,08	430,2	433,2	3	548	547	0,36
0,063	364,8	366	1,2	549,2	548,8	0,14
0,05	356,7	356,7	0	549,2	550	0,14
0,04	352	352	0	549,2	550	0,14

Fond	413,7	413,7	0	549,2	550	0,14
------	-------	-------	---	-------	-----	------

Tableau IV.2 : Les résultats de l'analyse granulométrique du sable grossier 0/5.

Øde tamis en (mm)	Masse de tamis + échantillon (g)	Masse de refus (g)	Refus cumulé	Tamis cumule	Tamisat %
6,3	763,3	7,5	7,5	1467,5	99,49
5	771,3	22	29,5	1445,5	98
4	769,7	228,3	257,8	1217,2	82,52
3,2	1024,4	302,3	560,1	914,9	62,02
2,5	917,9	240,5	800,6	674,4	45,72
2	826,1	153	953,6	521,4	35,34
1,6	795,9	163,7	1117,3	357,7	24,25
1,25	688,7	115,6	1232,9	242,1	16,41
1	586,4	61,6	1294,5	180,5	12,23
0,8	482,1	63,6	1358,1	116,9	7,92
0,63	406,3	42,4	1400,5	74,5	5,05
0,5	418,7	27,3	1427,8	47,2	3,2
0,4	411,2	15,3	1443,1	31,9	2,16
0,315	394,4	10,2	1453,3	21,7	1,47
0,25	382,5	5,3	1458,6	16,4	1,11
0,2	381,9	3,7	1462,3	12,7	0,86
0,16	421,6	3,2	1465,5	9,5	0,64

0,125	375,3	2,3	1467,8	7,2	0,48
0,1	360,5	1,4	1469,2	5,8	0,39
0,08	431,6	1,6	1470,8	4,2	0,28
0,063	366,3	1,7	1472,5	2,5	0,16
0,05	357,8	1,3	1473,8	1,2	0,08
0,04	352,2	0,5	1474,3	0,7	0,04
Fond	417,6	0,6	1474,9	0,1	0,00



Figure IV.2 : Une balance hydrostatique et une série des tamis.

Tableau IV.3 : L'Analyse granulométrique du sable optimal.

Øde tamis en (mm)	Refus de s1	Refus de s2	s1*x1	s2*x2	(s1*x1)+(s2*x2)	Refus cumulé	Tamisat	Tamisat %
6,3	0,00	5,08	0,00	2,44	2,44	2,44	997,56	99,76
5	0,00	14,92	0,00	7,16	7,16	9,60	990,40	99,04
4	0,00	154,78	0,00	74,29	74,29	83,89	916,11	91,61
3,2	0,00	204,95	0,00	98,38	98,38	182,27	817,73	81,77
2,5	0,00	163,05	0,00	78,26	78,26	260,53	739,47	73,95
2	0,00	103,73	0,00	49,79	49,79	310,32	689,68	68,97
1,6	0,00	110,98	0,00	53,27	53,27	363,60	636,40	63,64
1,25	0,55	78,37	0,28	37,62	37,90	401,50	598,50	59,85
1	0,18	41,76	0,09	20,05	20,14	421,64	578,36	57,84
0,8	0,18	43,12	0,09	20,70	20,79	442,43	557,57	55,76
0,63	0,73	28,75	0,38	13,80	14,18	456,61	543,39	54,34
0,5	3,09	18,51	1,61	8,88	10,49	467,10	532,90	53,29
0,4	14,18	10,37	7,37	4,98	12,35	479,45	520,55	52,05
0,315	47,82	6,92	24,87	3,32	28,18	507,64	492,36	49,24
0,25	84,00	3,59	43,68	1,72	45,40	553,04	446,96	44,70

0,2	363,45	2,51	189,00	1,20	190,20	743,24	256,76	25,68
0,16	254,55	2,17	132,36	1,04	133,40	876,65	123,35	12,34
0,125	194,00	1,56	100,88	0,75	101,63	978,28	21,72	2,17
0,1	28,18	0,75	14,65	0,36	15,01	993,29	6,71	0,67
0,08	5,45	1,08	2,84	0,52	3,36	996,64	3,36	0,34
0,063	2,18	1,15	1,13	0,55	1,69	998,33	1,67	0,17
0,05	0,00	0,88	0,00	0,42	0,42	998,76	1,24	0,12
0,04	0,00	0,34	0,00	0,16	0,16	998,92	1,08	0,11
fond	0,00	0,41	0,00	0,20	0,20	999,11	0,89	0,09

Mélange Sable 1 + Sable 2.

Afin d'obtenir un sable de module de finesse optimal de 2.5, on a procédé au mélange des deux sables S1 et S2. Les proportions sont calculées par la formule suivante :

$$X1 = \frac{Mf - Mf2}{Mf1 - Mf2} ; \quad X2 = \frac{Mf1 - Mf}{Mf1 - Mf2} ;$$

Avec :

Mf : module de finesse souhaiter (voulu), on prend $Mf = 2.5$;

$Mf1$: module de finesse de sable 1 (Sable grossier 0/5) ;

$Mf2$: module de finesse de Sable 2 (Sable fin 0/2) ; [18]

$X1$: Proportion de Sable 1 ;

$X2$: Proportion de Sable 2.

$$Mf1 > Mf > Mf2.$$

Selon notre résultats obtenir par Excel, le $Mf 1 = 0.83$ et $Mf 2 = 4.32$. Le module de finesse souhaiter (voulu) $Mf = 2.5$.

Alors : $X1 = 0.52$ et $X2 = 0.48$.

Tableau IV.4 : L'Analyse granulométrique du gravier 3/8.

Ø de tamis (mm)	Masse de tamis vide (g)	Masse de tamis + échantillon (g)	Masse de refus (g)	Refus cumulé	Tamis	Tamis cumule	Tamisât %
10	666,2	672	5,8	5,8	2194,2	2194,2	99,73
8	742	843,8	101,8	107,6	2098,2	2092,4	95,10
6,3	755,5	1293,1	537,6	645,2	1662,4	1554,8	70,67
5	749,3	1350	600,7	1245,9	1599,3	954,1	43,36
4	541,3	1069,5	528,2	1774,1	1671,8	425,9	19,35
3,2	722,2	981,3	259,1	2033,2	1940,9	166,8	7,58
2,5	677,4	790,5	113,1	2146,3	2086,9	53,7	2,44
2	673,3	705,1	31,8	2178,1	2168,2	21,9	0,99
fond	416,8	438,6	21,8	2199,9	2178,2	0,1	0,00

Tableau IV.5 : L'Analyse granulométrique du gravier 8/15.

Ø de tamis en (m)	Masse de tamis vide (g)	Masse de tamis + échantillon (g)	Massede refus (g)	Refus cumulé	Tamis	Tamis cumule	Tamisat %
20	1195,6	1206	10,4	10,4	4199,6	4199,6	99,75
16	1324,4	1479,4	155	165,4	4055	4044,6	96,07
14	1207	1662,7	455,7	621,1	3754,3	3588,9	85,24
12,5	1208	1798,6	590,6	1211,7	3619,4	2998,3	71,21
10	1305,2	2577,4	1272,2	2483,9	2937,8	1726,1	41
8	1230	2319,7	1089,7	3573,6	3120,3	636,4	15,11
6,3	1164	1688,2	524,2	4097,8	3685,8	112,2	2,66
fond	870	982,1	112,1	4209,9	4097,9	0,1	0,00

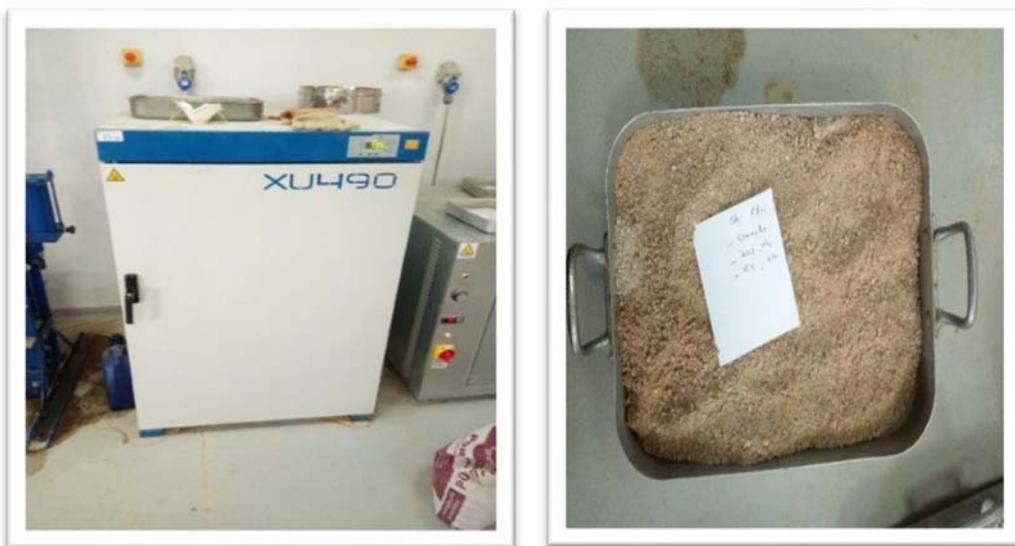


Figure IV.3 : Etuve à 105° C et bac rempli de sable.

Tableau IV.6 : L'Analyse granulométrique du gravier 15/25.

Øde tamis (mm)	Masse de tamis vide (g)	Masse de tamis + échantillon (g)	Masse de refus (g)	Refus cumulé	Tamis	Tamis cumule	Tamisât %
31,5	1285,4	1285,4	0	0	6534	6534	100
25	1304,8	1413,6	108,8	108,8	6425,2	6425,2	98,33
20	1195,6	3133,5	1937,9	2046,7	4596,1	4487,3	68,67
16	1324,4	4873,5	3549,1	5595,8	2984,9	938,2	14,35
14	1207	1923,3	716,3	6312,1	5817,7	221,9	3,39
12,5	1208	1337,8	129,8	6441,9	6404,2	92,1	1,40
fond	870	961,9	91,9	6533,8	6442,1	0,2	0,00

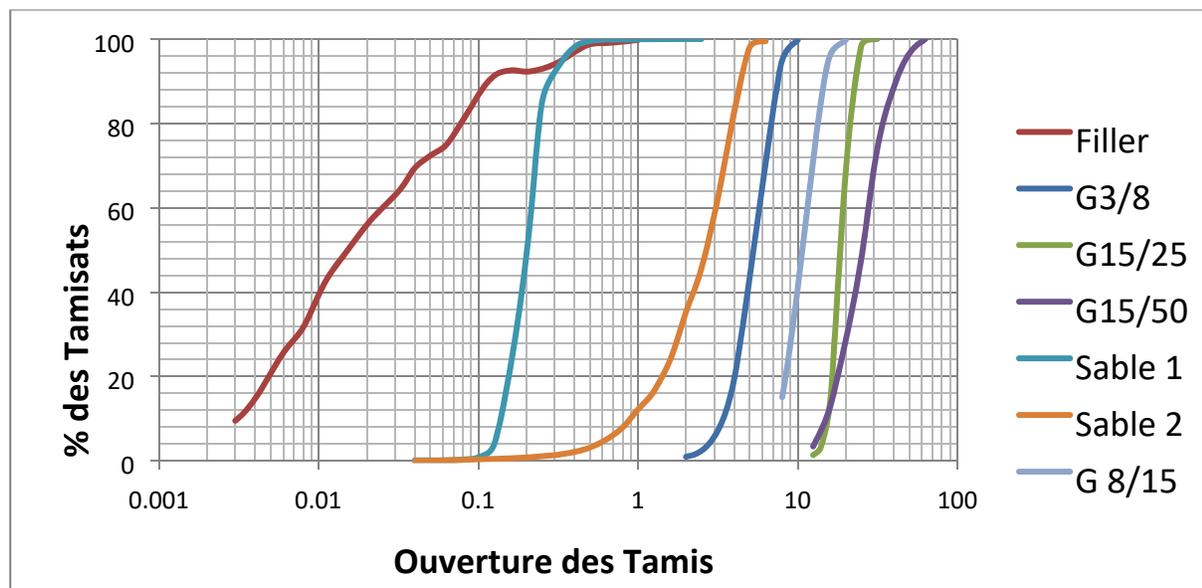


Figure IV.4: Courbes granulométriques.

TableauIV.7 : récapitulatif des propriétés granulométriques des chaque classe.

	dmin	Dmax	D10	D30	D50	D60	C _u	C _c	Dmoy	MF
Fillers										
Sable S ₁	0,04	2.5	0,144	0,174	0,203	0,219	1,521	0,960	1,583	0,83
Sable S ₂	0,04	6,3	0,907	1,826	2,691	3,079	3,395	1,194	3,977	4.32
Gravier G3/8	2,0	10	3,436	4,543	5,379	5,864	1,707	1,024	6,782	--
Gravier G8/15	6.3	20.0	7,600	9,374	10,898	11,724	1,543	0,986	14,246	--
Gravier G15/25	12.5	31.5	15,499	17,883	19,189	19,655	1,268	1,049	23,290	--
Gravier G15/50	12.5	63.0	15,089	20,452	25,662	28,372	1,880	0,977	42,702	--

IV.3.2 Masses Volumiques

Les masses volumiques apparentes et absolues des granulats sont calculés d'après les normes NA255 ; NF EN1097-3 et NF EN 1097-6.

a. La masse volumique apparente (ρ_{app})

La masse volumique apparente d'un matériau est le rapport de la masse par unité de volume apparent (y compris les vides). [18]

b. La masse volumique absolue (ρ_{abs})

La masse volumique absolue d'un matériau est le rapport de la masse par l'unité de volume absolue (sans tenir compte des vides pouvant exister dans ou entre les grains). [18]



Figure IV.5 : Les essais des masses volumiques [17].

Les résultats des différents essais sont regroupés dans le tableau suivant (tableau IV.8)

Tableau IV.8 : les masses volumiques.

	G15/25	G8/15	G3/8	S0/5	S0/2	Filler
ρ_{abs} [Kg/m ³]	2,71	2,72	2,78	2,57	2,60	2,60
ρ_{app} [Kg/m ³]	1,35	1,40	1,35	1,59	1,49	1,33

IV.3.3 Propriété mécanique

Une bonne résistance du granulat permet d'éviter des modifications de la granularité lors du malaxage et du transport et donc éviter de modifier les propriétés du béton (de résistance et d'ouvrabilité). [18]

Ce sont des essais importants pour les granulats routiers. En effet, le passage répété de véhicules conduit à émousser, à polir progressivement les granulats et ainsi à diminuer l'adhérence des pneumatiques sur la chaussée. Ces caractéristiques permettent également d'estimer la qualité des granulats utilisés dans la confection de bétons. [18]

La propriété mécanique des granulats est généralement représentée par la dureté, qui est définie comme étant la résistance d'un échantillon de roche à se briser sous un choc et l'usure par frottement. [17].

a. Essai Los Angeles (LA) NFP 18-573.

L'essai permet de mesurer les résistances combinées à la fragmentation par chocs et à l'usure par frottements réciproques des éléments d'un granulat et de mesurer la quantité d'éléments inférieurs à 1,6mm. A un coefficient Los Angeles faible correspond un excellent matériau. Dans la machine Los Angeles, introduire avec précaution la prise d'essai $M = 5000g$ et la charge de boulets de la classe granulaire choisie. Après 500 rotations de la machine, à une vitesse régulière comprise entre 30 et 33 tr/min. Mesurer la masse « m » d'élément $< 1,6mm$.

Par définition, le coefficient Los Angeles est le rapport : $100 * m / M$. Plus LA est élevé, moins le matériau est dur. Pour un bon béton une valeur max de $LA = 30$ est demandée. [18].

b. Essais de Micro-Deval NFP 18-572.

L'essai permet de déterminer la résistance à l'usure par frottements réciproques des éléments d'un granulat. Le matériau évolue pendant l'essai par frottement des éléments les uns sur les autres, sur le cylindre de la machine en rotation et sur les boulets (charges abrasive) à sec ou en présence d'eau. Le principe de l'essai est d'introduire l'échantillon ($M = 500g$) avec le charge abrasive (boules de 11mm), le soumettre à une rotation pendant 2h (100tours/min). Mesurer la masse « m » d'élément $< 1,6mm$.

Le coefficient de Micro-Deval « MD » : $C_{MD} = 100 * m / M$. Le résultat sera arrondi à l'unité. Plus le coefficient est petit et plus la résistance à l'usure est grande. [18].



(a)



(b)

Figure IV.6: (a) Micro Deval ; (b) Los Angeles. [17].

Le tableau IV.9 récapitulatif les résultats d’essai.

TableauIV.9: Résultats des coefficients de LA et MDE

		G8/15	G15/25
LA	[%]	21,64	21,23
MDE	[%]	23,17	22,84

IV.3.4 Propreté

Tous les granulats contiennent une quantité plus au moins grande d’impuretés. Les impuretés ont un caractère commun, ils influent négativement sur les qualités essentielles du béton (résistance, imperméabilité...). Les impuretés peuvent perturber l’hydratation du ciment ou entraîner des défauts d’adhérence granulats-pâte.

La propreté traduit l’absence d’éléments fins indésirables dans les granulats. Elle désigne essentiellement la teneur en fines argileuses, dont la valeur doit être limitée.

Les sables constituent la partie fine des granulats d’un béton. Ils sont donc la partie qui a la plus grande surface spécifique et conditionnent par leur adhérence au ciment les propriétés du béton.[18].

Pour déceler la présence d'éléments fins dans le sable, et d'en caractériser l'importance par une valeur numérique, un essai est couramment pratique, **la mesure de l'équivalent de sable**. [18].

a. Equivalent de Sable.

L'essai d'équivalent de sable, permettant de mesurer la propreté d'un sable, et effectué sue la fraction d'un granulat passant au tamis à mailles carrées de 5mm. Il rend compte globalement de la quantité et de la qualité des éléments fins, en exprimant un rapport conventionnel volumétrique entre les éléments sableux qui sédimentent et les éléments fins qui floclent. [17]

La valeur de l'équivalent de sable E_s est le rapport, multiplié par 100 de la hauteur de la partie sableuse sédimentée, à la hauteur totale floclat et de la partie sableuse sédimentée.

$$E_s = (h_2 / h_1) * 100 \quad [18]$$

Où

H_1 : hauteur totale (sable + floclat)

H_2 : hauteur de sable.

L'essai est réalisé selon la norme P18-598. Le tableau IV.10 récapitulatif les résultats d'essai.

TableauIV.10 : Résultats équivalent des sables.

	S0/2	S0/5
E_s [%]	73,54	76,14

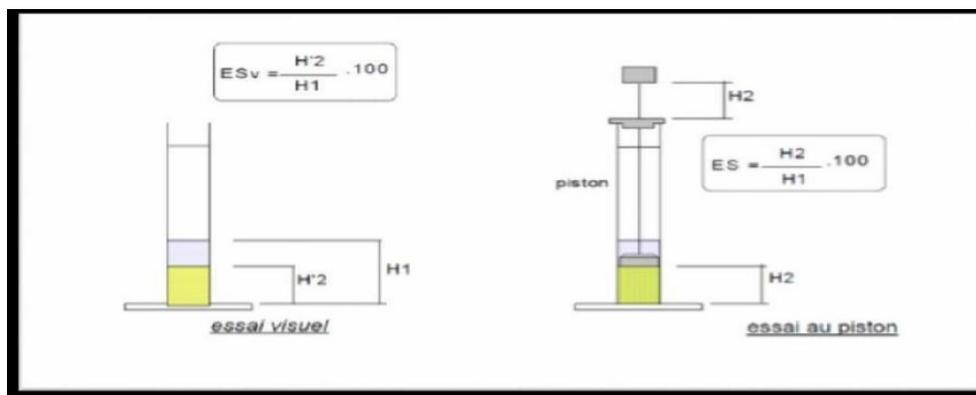


Figure IV.7 : Essais d'équivalent de sable



Figure IV.8 : Diviseur échantillonneur du sable et une Machine d'agitation.



Figure IV.9 : Balance de pesé et deux Cylindre gradué.

b. La propreté superficielle

La qualité des granulats utilisés dans les bétons hydrauliques est un facteur très important : en plus d'une bonne répartition granulaire et d'une forme favorable, un granulat doit présenter une propreté satisfaisante. En effet, si les granulats sont enrobés par une quantité excessive d'éléments fins, généralement argileux, ceux-ci empêchent une bonne adhérence (adhésivité) de la pâte liante, entraînant ainsi une chute des résistances mécaniques et des variations de propriétés rhéologiques des mélanges. [17]

L'essai est réalisé selon la norme P18-591, NF EN 933-8. Le tableau IV.11 récapitulatif les résultats d'essai.

Tableau IV.11: Résultats de la propreté superficielle.

	G3/8	G8/15	G15/25
P_c [%]	2,35	1,36	1,08

IV.3.5 Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté et caractériser les matériaux qu'on a utilisé dans ce travail. Ces données nous servirons comme base de travail pour ce qui suis.

IV.4 Compacité des Mélanges Granulaires

Dans le chapitre précédent nous avons procédé à la caractérisation des différents matériaux (granulats et fillers) utilisés dans l'étude expérimentale. L'objectif de ce chapitre est, en premier temps, de proposer un ensemble de mélange granulaire utilisé dans le béton compacté au rouleau BCR.

La variation des mélanges proposés sera choisie afin de couvrir des fuseaux granulométriques assez large utilisables dans les compositions de béton. Des courbes granulométriques des mélanges choisis, sera tirée une caractérisation géométrique précise en fonction des différents diamètres intermédiaires (D_{min} , D_{max} , D_i , D_{moy}) ainsi que d'autres paramètres (C_u , C_c).

Ensuite, l'objectif principal sera la mise en place d'un dispositif expérimental permettant la mesure de la compacité des mélanges granulaires étudiés, s'appliquant au BCR. Les résultats serviront comme base de données plus tard pour la conception d'un modèle de la prédiction de la compacité.

IV.4.1 Mélanges Granulaires

Pour cette étude, l'objectif principal est la constitution d'une base de données de la compacité des mélanges granulaires en fonction de la variation de leurs propriétés géométriques.

Pour cela, nous avons travaillé sur des mélanges granulaires applicables au BCR avec plusieurs constitutions. Nous avons choisi plusieurs mélanges granulaires entrant dans « un fuseau granulaire d'étude » assez large pour couvrir la gamme du béton étudié. Les limites des fuseaux d'étude sont déterminées en se basant sur des fuseaux de référence utilisés dans projets de barrage (pour les BCR).

Il y a trois types des mélanges a été pris en considération selon le diamètre maximale utilisé dans les BCR :

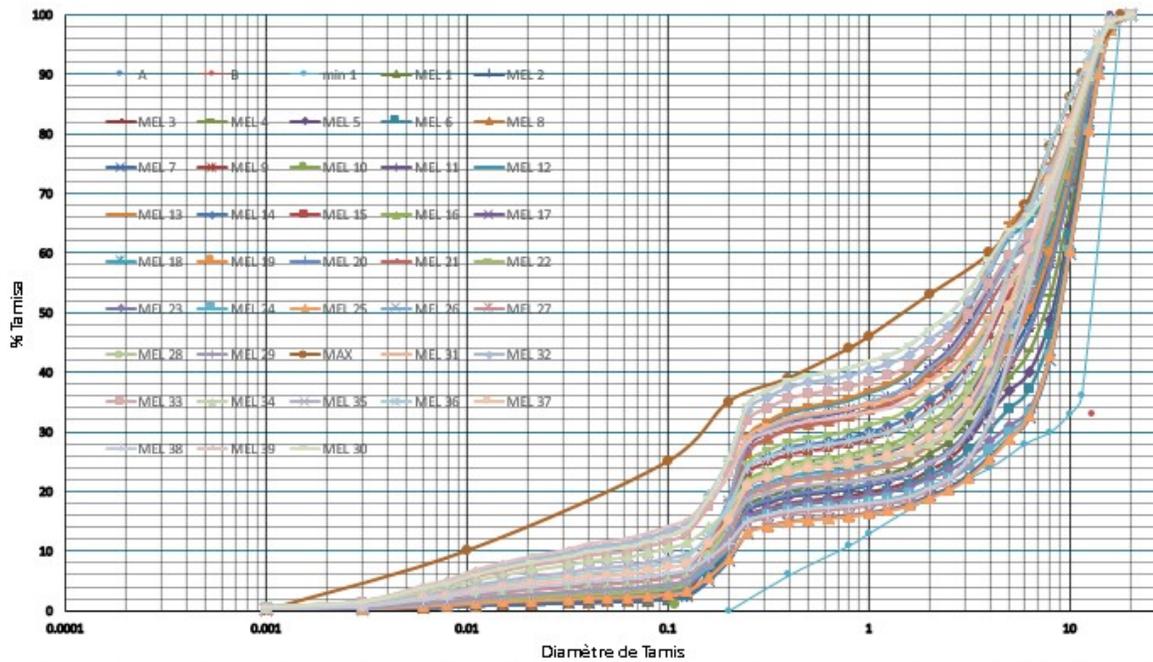
- BCR avec Dmax de 15 mm : BCR_D15 : (40 mélanges vont être étudiés dans cette étude).
- BCR avec Dmax de 25 mm : BCR_D25 : (30 mélanges vont être étudiés dans cette étude).
- BCR avec Dmax de 40 mm : BCR_D40 : (les 38 mélanges ont été déjà étudiés par M. Mohamed Ali [17])

IV.4.1.1 Béton BCR_D15

Ce type de béton est généralement utilise dans le domaine de génie civil (les barrages, Pavage en BCR), Les granulats intégré dans ce mélange granulaire est :

- ✓ Fillers
- ✓ Un sable (mélange du sable S1 et S2).
- ✓ Un gravier G_{3/8}.
- ✓ Un gravier G_{8/15}.

Les différents mélanges granulaires pour ce type de béton sont présentés dans la figure IV.8



FigureIV.10: Différents mélanges pour BCR_D_15.

Les compositions des différents mélanges, au nombre de Quarante (40) mélanges sont présentés dans le tableau IV.12.

Tableau IV.12 : Compositions des mélanges et codage BCR_D15.

N° de mélange	de	Code du mélange	Le % des granulats du mélange			
			Filler	Sable	Gravier G3/8	Gravier G8/15
1		BCR_D15_2	2	33	18	47
2		BCR_D15_12	3	58	5	34
3		BCR_D15_20	4	30	17	49
4		BCR_D15_32	15	44	11	30
5		BCR_D15_39	16	30	20	34

À partir des courbes granulométriques, différents paramètres géométriques ont été tirés. Ainsi le tableau IV.13 donne quelques exemples des caractéristiques géométriques BCR_D15 et le tableau IV.14 donne les intervalles de variation de ces paramètres.

TableauIV.13 : Exemple des caractéristiques géométrique BCR_D15.

Code	dmin	dmax	D10	D30	D50	D60	D80	Cu	CC	Dmoy
BCR_D15_2	0.001	15	0.198	3.089	6.499	8.132	11.420	41.071	5.926	9.450
BCR_D15_19	0.001	15	0.181	2.592	6.205	7.973	11.342	44.050	4.656	9.450

TableauIV.14 : la variation des caractéristiques géométriques BCR_D15

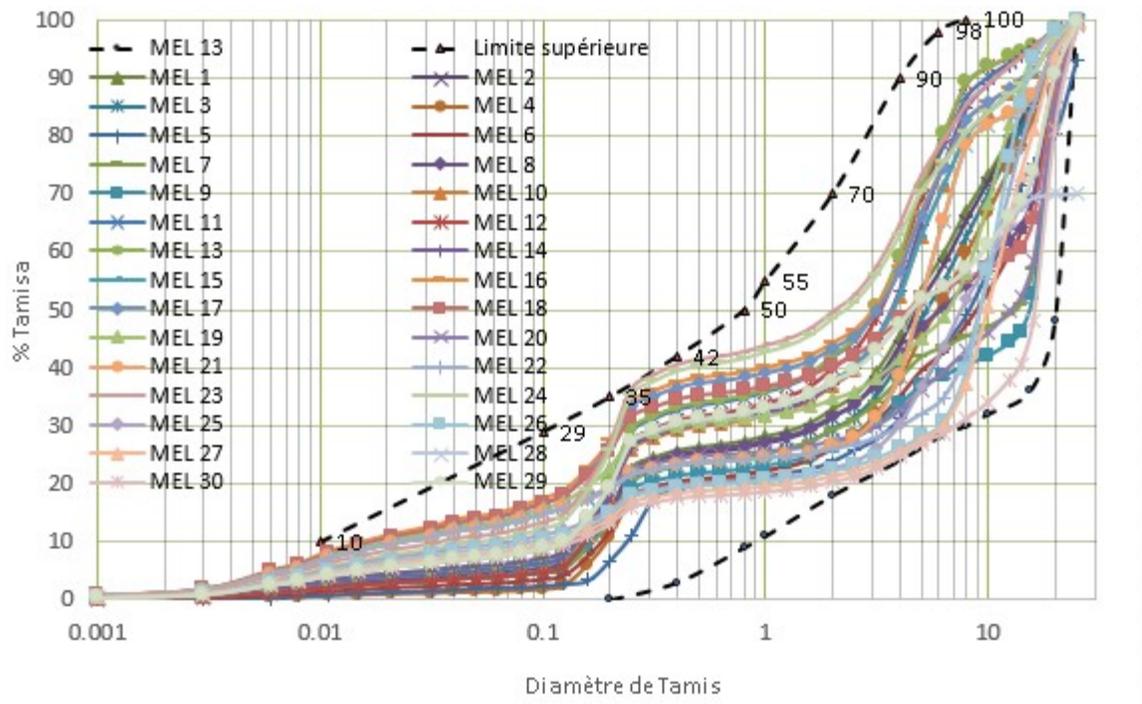
	Filler (%)	d10	d30	d50	d60	d80	Cu	Cc
Valeur minimal	2	0.030	0.228	2.564	4.229	8.522	140.966	0.409
Valeur maximal	16	0.221	5.431	8.982	10.018	12.455	45.330	13.322
Ecart type	<i>4.528</i>	<i>0.000</i>	<i>0.000</i>	<i>0.053</i>	<i>1.426</i>	<i>1.640</i>	<i>1.537</i>	<i>0.924</i>

IV.4.1.2 Béton BCR_D25

Ce type de béton est généralement utilise dans le domaine de génie civil (les barrages, Pavages en BCR), Les granulats intégré dans ce mélange granulaire est :

- ✓ Fillers
- ✓ Un sable (mélange du sable S1 et S2).
- ✓ Un gravier G_{3/8}
- ✓ Un gravier G_{8/15}
- ✓ Un gravier G_{15/25}

Les différents mélanges granulaires pour ce type de béton sont présentés dans la figure



FigureIV.11 : Différents mélanges pour BCR_D_25.

Les compositions des différents mélanges, au nombre de Trente (30) mélanges sont présentés dans le tableau IV.15.

À partir des courbes granulométriques, différents paramètres géométriques ont été tirés. Ainsi le tableau IV.16 donne quelques exemples des caractéristiques géométriques BCR_D15 et le tableau IV.17 donne les intervalles de variation de ces paramètres.

TableauIV.15 : Exemples des compositions des mélanges et codage BCR_D25

N° mélange	de Code mélange	du	Le % des granulats du mélange				
			Filler	Sable	Gravier G3/8	Gravier G8/15	Gravier G15/25
1	BCR_D25_1		5	40	20	20	15
2	BCR_D25_8		6	37	10	12	35
3	BCR_D25_18		19	31	5	5	40

4	BCR_D25_22	17	13	5	50	15
5	BCR_D25_30	10	15	5	10	60

Tableau IV.16 : Exemple des caractéristiques géométrique BCR_D25.

Code	dmin	dmax	D10	D30	D50	D60	D80	Cu	CC	Dmoy
BCR_D25_5	0.001	25	0.191	2.910	6.475	8.954	15.904	46.880	4.951	15.749
BCR_D25_15	0.001	25	0.125	0.369	3.735	4.758	7.993	38.064	0.229	15.749

TableauIV.17 : la variation des caractéristiques géométriques BCR_D25

	Filler (%)	d10	d30	d50	d60	d80	C _u	C _c
Valeur minimal	2	0.015	0.219	2.059	3.465	6.256	231.000	0.923
Valeur maximal	20	0.194	7.158	16.275	17.677	19.887	91.119	14.941
Ecart type	5.416	0.000	0.000	0.063	1.996	4.216	4.672	5.039

IV.4.1.3 Béton BCR_D40

Ce type de béton est généralement utilise dans le domaine de génie civil (les barrages en BCR), Les granulats intégré dans ce mélange granulaire est :

- ✓ Fillers
- ✓ Un sable 0/6 avec un Mf= 2,50(mélange du sable S1 et S2).
- ✓ Un gravier G_{3/8}
- ✓ Un gravier G_{8/15}
- ✓ Un gravier G_{15/40}.

Les différents mélanges granulaires pour ce type de béton sont présentés dans la figure

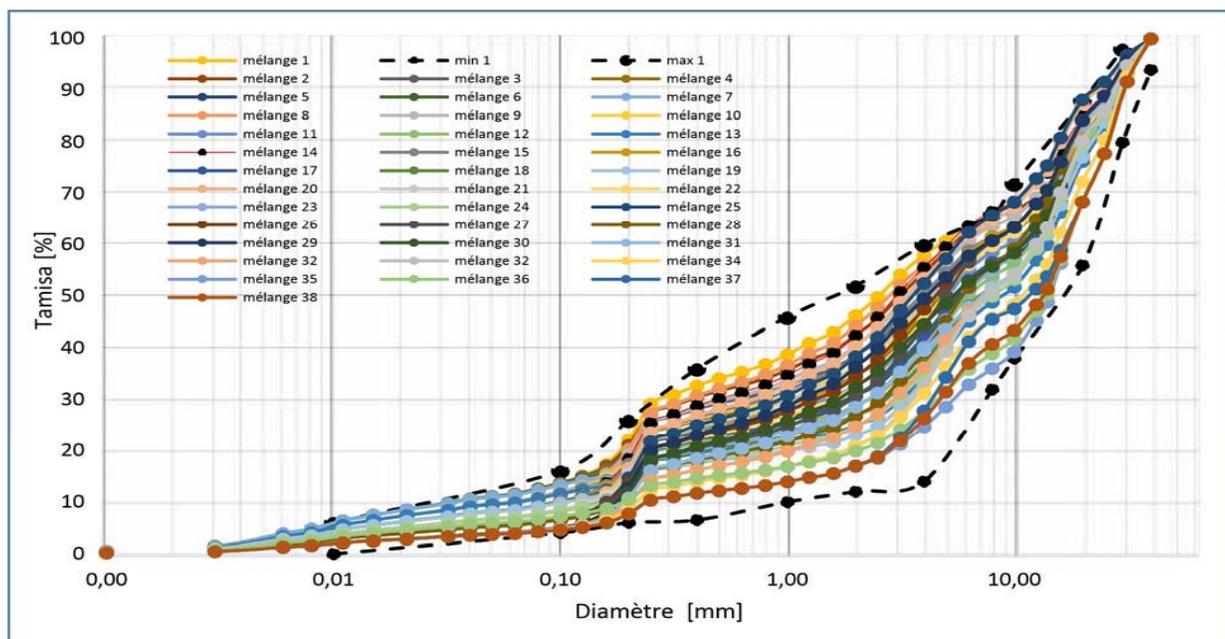


Figure IV.12 : Différentes mélanges pour BCR_D_40.

Les compositions des différents mélanges, au nombre de Trente-huit (38) mélanges sont présentés dans le tableau IV.18.

À partir des courbes granulométriques, différents paramètres géométriques ont été tirés. Ainsi le tableau IV.19 un exemple de nom de ces paramètres pour un mélange et le tableau IV.20 donne les intervalles de variation de ces paramètres.

Tableau IV.18 : Exemples des compositions des mélanges et codage BCR_D40.

N° mélange	de Code mélange	du	Le % des granulats du mélange				
			Filler	Sable	Gravier G3/8	Gravier G8/15	Gravier G15/40
1	BCR_D40_1		15	40	10	10	25
2	BCR_D40_10		13	30	15	15	27
3	BCR_D40_19		11	15	25	20	29

4	BCR_D40_25	7	40	18	20	15
5	BCR_D40_36	5	15	25	15	40

Tableau IV.19 : Exemple des caractéristiques géométrique BCR_D40.

Code	dmin	dmax	D10	D30	D50	D60	D80	Cu	CC	Dmoy
BCR_D40_2	0.001	40	0,034	0,376	3,129	5,435	19,818	159,853	1,314	25,199
BCR_D40_25	0.001	40	0,160	0,918	3,594	5,683	15,676	35,519	0,898	25,199

TableauIV.20 : la variation des caractéristiques géométriques BCR_D40

	Filler (%)	d10	d30	d50	d60	d80	C _u	C _c
Valeur minimal	5	0,034	0,575	2,337	5,000	15,182	35,519	0,682
Valeur maximal	15	0,243	5,420	14,309	17,205	26,029	332,914	1,605
Ecart type	//	0,0684	1,357	3,045	3,607	2,682	79,556	0,2320

IV.4.2 Mesure expérimentale de la compacité

Après la présentation de tous les mélanges granulaires choisis, l'étape suivante dans ce chapitre est de mesurer la compacité de ces mélanges.

IV.4.2.1 Méthodes de mesure de la compacité

Comme nous avons mentionné précédemment, plusieurs méthodes d'essais normalisés de la mesure de la compacité sont citées dans la littérature, les deux procédés jugés les plus efficaces restent :

- ✦ Compactage par table à choc avec un chargement de 10 KPa.
- ✦ Compactage sous vibration avec pression de 10 KPa.

La différence entre les méthodes de mesure de la compacité en terme de fiabilité, a été expliqué par plusieurs travaux pour un mélange granulaire donné, avec des conditions limites exigées.

Parmi les études qui sont utilisés les deux méthodes cite précédemment, le travail de Sadok Abdelfeteh [1] qui mesure la compacité des différents mélanges granulaires, est montrer que les deux méthodes données un meilleur résultat de la compacité par-rapport à d'autre méthodes.

D'autre travaux qui utilisé les mêmes normes d'essai [13] et [14], ces études sont mesure la compacité des mélanges granulaires dans le diamètre maximale $D_{\max} = 25\text{mm}$.

Pour notre travail, le problème pose, est ce que en peu utilisé cette méthode, car certains condition (la dimension moule de 160x600mm utilisé dans cette normes) inutile dont la bonne réparation des graines dans ce moule ; Par ce que les granulats de notre étude est de diamètre dépasse les 25mm (les diamètres maximale est de 50 mm).

Mise à part les méthodes mentionnées ci-dessus, la norme *NF EN 13286-5*, base sur une table vibrante et un chargement de 160 Kg pour déterminer la masse volumique apparente d'un mélange compacter dans les dimensions des graines jusqu'à 80mm, sauf que les dimensions du moule utilise est défèrent de moule de la méthode précédent.

La détermination de la compacité est liée à plusieurs facteurs, concernant le comportement du mélange granulaire, tel que l'effet de paroi (Graine/Paroi du moule utilisé dans l'essai) et l'interaction entre les grains, ou encore les paramètres du dispositif lui-même tel que les dimensions du moule, le moyen et l'énergie (puissance et temps) de compactage et la charge appliquée. Quoi qu'il en soit, l'objectif principal d'un tel procédé expérimental, normalisé ou non, reste la mesure de la compacité maximale d'un mélange granulaire donné. Ceci implique une optimisation des différents paramètres du banc d'essai utilisé (Dimensions du moule, moyen et l'énergie de compactage, charge, ...) pour l'aboutissement à ce résultat.

IV.4.2.2 Méthode expérimentale utilisée

Notre travail se base principalement sur la détermination expérimentale de la compacité d'une multitude de mélanges granulaires, composés de plusieurs types granulats (mélanges de 2 à 6 granulats), de caractéristiques géométriques (D_{\max} de 8 et 50mm) et physiques différentes.

Dans notre cas, en prenant en compte les différentes méthodes de mesure de la compacité, nous avons opté pour un dispositif expérimental, pour mesurer la compacité, se basant sur un compactage par vibration avec chargement. Par-ailleurs, vu la diversité des mélanges étudiés, on propose d'établir des tests préliminaires sur quelques mélanges représentatifs, à fin de fixer les différentes paramètres du bon d'essai pour une efficacité maximale dans la mesure de la compacité. L'objectif étant d'optimiser la procédure d'essai pour qu'elle soit applicable aux déférents types de mélanges étudiés. [17]

IV.4.2.2.1 Dispositif expérimentale du bon d'essai

Le dispositif, développé par l'équipe du laboratoire de l'ENSH, est composé d'une table vibrante avec une fréquence de 50Hz, un moule cylindrique de diamètre 265mm et hauteur de 254mm utilisé pour la mise en place des différents types de mélange. La charge de compactage voulue est assurée par un jeu de disques, de masses différentes.

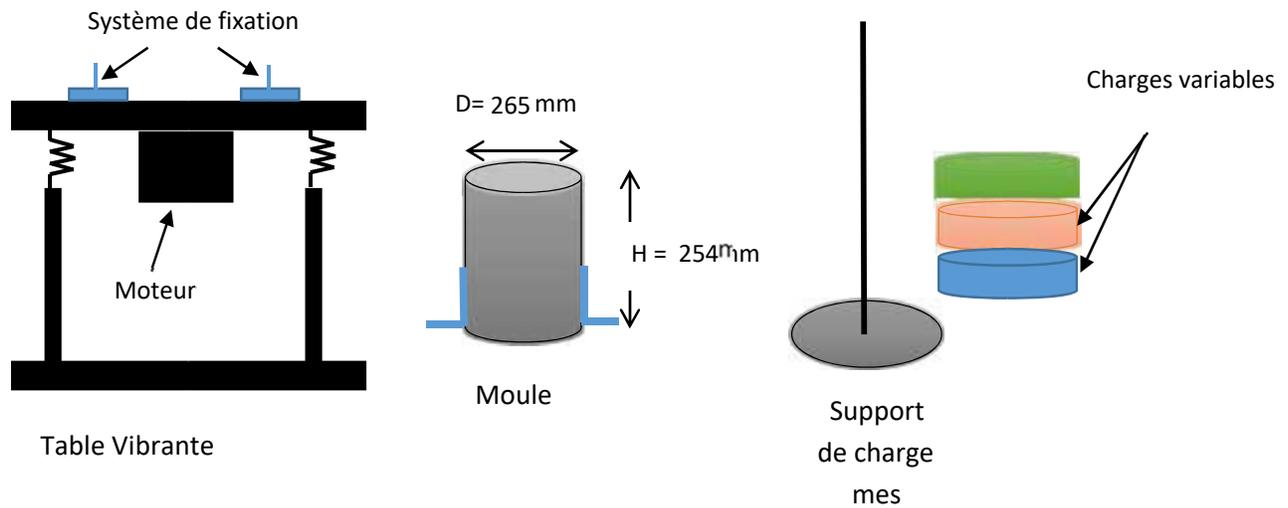


Figure IV.14 : Détail du banc d'essai.



(a) : Table vibrante



(b) : Moule



(c) Support de charge



(d) Charges variables



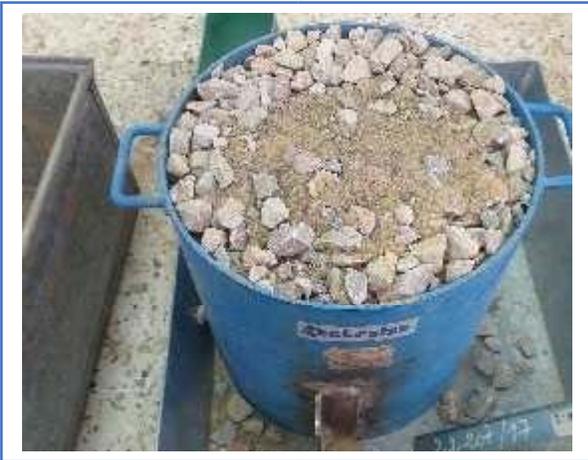
(e) : Echantillon chargé prêt à l'essai

FigureIV.15: Banc d'essai.

IV.4.2.2 Procédure de l'essai et mesure de la compacité

L'essai s'effectue selon les étapes suivantes (figure IV.16) :

- Pesage des différentes fractions du mélange,
- Introduire les éléments pesés dans le sac d'homogénéisation du mélange,
- Introduire le mélange dans le moule, avec une faible hauteur de remplissage.
- Racler le surplus de mélanger après le remplissage.
- Pesé l'échantillon avant l'essai, la masse est noter « m_1 ».
- Poser et fixe le moule sur la table, et démarrer l'essai.
- Après une minute de l'essai arrêter la table vibrante et à l'aide d'un pied à coulisse numérique mesure la hauteur « h ».
- Pesé l'échantillon après l'essai, la masse est noter « m_2 ».
- Réintroduire l'échantillon dans leur sac.

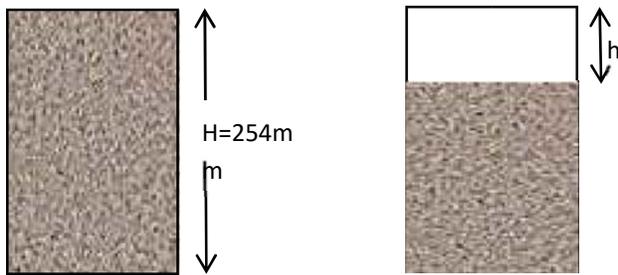




3-Echantillon apr

4-Mesure de hauteur h

FigureIV.16 : Etapes de mesure de la compacité.



Avant l'essai

Après l'essai

FigureIV.17: Mesure de la hauteur « h »

Ainsi la compacité peut être mesurée par deux méthodes :

$$C = \frac{V_s}{V_t} ; \quad \text{avec :}$$

V_s : Volume des solides : $V_s = S \cdot (H - h)$ et

V_T Volume total tel que : $V_T = S \cdot H$

S : la surface du moule.

H : Hauteur de l'échantillon avant compactage (figure IV.17),

h : Hauteur de l'échantillon après compactage (figure IV.17).

IV.4.3 Compacité des mélanges d'étude

Dans notre étude, nous avons utilisés la charge de compactage exercée sur le mélange 12 KPa et le temps de compactage 1 min (60s).

Après la validation du bon d'essai, nous avons mesuré la compacité de tous les mélanges restant (98 mélanges).

Les mélanges sont stockés et codifiés après l'essai dans des sacs individuellement (figure IV.18) pour être utilisés ultérieurement pour une autre étude (la masse des échantillons varie entre 21 kg à 25 kg selon le mélange testé).



FigureIV.18: Stockages des mélanges après l'essai

IV.4.3.1 Résultats :

Rappelons que l'objectif principal de cette étude expérimentale est la constitution d'une base de données de 98 mélanges granulaires formés des différentes propriétés géométriques et des valeurs de la compacité correspondantes. Par ailleurs le tableau IV.20 regroupe quelques valeurs de la compacité de quelques mélanges. Les résultats de compacité sont montrés dans les annexes.

Tableau IV.21: Exemple de la compacité mesurée

N°	Code	Compacité C_{exp}
1	BCR_D15_1	0,835
2	BCR_D15_4	0,841
3	BCR_D15_10	0,836
4	BCR_D15_16	0,839
5	BCR_D15_12	0,856
6	BCR_D15_26	0,839
7	BCR_D25_6	0,823
8	BCR_D25_15	0,817
9	BCR_D25_28	0,846
10	BCR_D25_5	0,841
11	BCR_D25_13	0,839
12	BCR_D25_22	0,825
13	BCR_D40_22	0,838
15	BCR_D40_5	0,843
16	BCR_D40_13	0,840

IV.5 Conclusion.

Dans ce chapitre on a fait des essais de caractérisation des différents constituants, dans l'objectif de montrer la compacité d'un mélange granulaire par une méthode expérimentale en fonction de leur propriété (C_u , C_c , d_i , ...).

CHAPITRE V :
PREDICTION DE LA COMPACTITE DES MELANGES
GRANULAIRES.

Chapitre V : Prédiction de la compacité des mélanges granulaires.

V.1 Introduction

A partir des résultats de notre travail expérimental effectué dans le chapitre IV, on a une complexité du problème de la prédiction de la compacité qui est dépendantes d'une multitude de propriété (physique et géométrique). Pour cela nous compterons sur les méthodes d'intelligence artificielle (Métaheuristiques) lors de l'émergence d'une nouvelle technique, pour la conception de modèles permettant la meilleure prédiction de la compacité des mélanges.

Artificiels RNA montré des performances exceptionnelles comme des outils de régression. Ils sont fortement non linéaires, et peuvent traiter les interactions complexes des variables d'entrée-sortie dans un système sans aucune connaissance préalable sur la nature de ces interactions. [13]

Le domaine de calcul par réseaux de neurones a mûri au cours de la dernière décennie et a trouvé de nombreuses applications industrielles. Les réseaux de neurones sont maintenant couramment utilisés de la conception, l'analyse, la détection et la reconnaissance. [13]

V.2 Les Métaheuristiques

Les métaheuristiques sont apparues dans les années 1980 et forment une famille d'algorithmes d'optimisation dont le but est la résolution des problèmes d'optimisation difficile. Etymologiquement parlant de ce mot est composé dans un premier temps du préfixe méta qui signifie « au-delà » ou « plus haut » en grec puis de « heuristique » qui signifie « trouver ». Cette décomposition permet de facilement comprendre le but premier de ces algorithmes : trouver des solutions à des problèmes en utilisant plusieurs (méta) heuristiques. [14]

Face aux difficultés rencontrées par les heuristiques pour avoir une solution réalisable de bonne qualité pour des problèmes d'optimisation difficiles, les métaheuristiques ont fait leur apparition. Ces algorithmes sont plus complets et complexes qu'une simple heuristique, et permettent généralement d'obtenir une solution de très bonne qualité pour des problèmes issus des domaines de la recherche opérationnelle ou de l'ingénierie dont on ne connaît pas de méthodes efficaces pour les traiter ou bien quand la résolution du problème nécessite un temps élevé ou une grande mémoire de stockage. [14]

Le rapport entre le temps d'exécution et la qualité de la solution trouvée d'une métaheuristique reste alors dans la majorité des cas très intéressant par rapport aux différents types d'approches de résolution. La plupart des métaheuristiques utilisent des processus aléatoires et itératifs comme moyens de rassembler de l'information, d'explorer l'espace de recherche et de faire face à des problèmes comme l'explosion combinatoire.

Une métaheuristique peut être adaptée pour différents types de problèmes, tandis qu'une heuristique est utilisée à un problème donné. Plusieurs d'entre elles sont souvent inspirées par des systèmes

naturels dans de nombreux domaines tels que : la biologie (algorithmes évolutionnaire set génétiques) la physique (recuit simulé), et aussi l'éthologie (algorithmes de colonies de fourmis). [14]

Un des enjeux de la conception des métaheuristiques est donc de faciliter le choix d'une méthode et le réglage des paramètres pour les adapter à un problème donné.

Les méta heuristiques peuvent être classés de nombreuses façons. On peut distinguer celles qui travaillent avec une population de solutions de celles qui ne manipulent qu'une seule solution à la fois. Les méthodes qui tentent itérativement d'améliorer une solution sont appelées méthodes de recherche locale ou méthodes de trajectoire.

Ces méthodes construisent une trajectoire dans l'espace des solutions en tentant de se diriger vers des solutions optimales. Les exemples les plus connus de ces méthodes sont : La recherche Tabou et le Recuit Simulé. Les algorithmes génétiques, l'optimisation par essaim de particules et Les algorithmes de colonies de fourmis présentent les exemples les plus connus des méthodes qui travaillent avec une population. [14]

V.2.1 Classification des méta heuristiques

Les méta heuristiques n'étant pas, a priori, spécifiques à la résolution de tel ou tel type problème, leur classification reste assez arbitraire. On peut cependant distinguer: [14]

b) les approches « **trajectoire** »

Ces algorithmes partent d'une solution initiale (obtenue de façon exacte, ou par tirage aléatoire) et s'en éloignent progressivement, pour réaliser une trajectoire et par suite un parcours progressif dans l'espace des solutions. Dans cette catégorie, se rangent :

- La méthode de descente
- Le recuit simulé
- La méthode Tabou
- La recherche par voisinage variable

Le terme de recherche locale est de plus en plus utilisé pour qualifier ces méthodes.

c) les approches « **population** » (ou évolutionnaires)

Elles consistent à travailler avec un ensemble de solutions simultanément, que l'on fait évoluer graduellement. L'utilisation de plusieurs solutions simultanément permet naturellement d'améliorer l'exploration de l'espace des configurations. Dans cette seconde catégorie, on recense: [14]

- Les algorithmes génétiques
- Les algorithmes par colonies de fourmi

- L'optimisation par essaim particulaire
- Les algorithmes à estimation de distribution
- le path relinking (ou chemin de liaison)

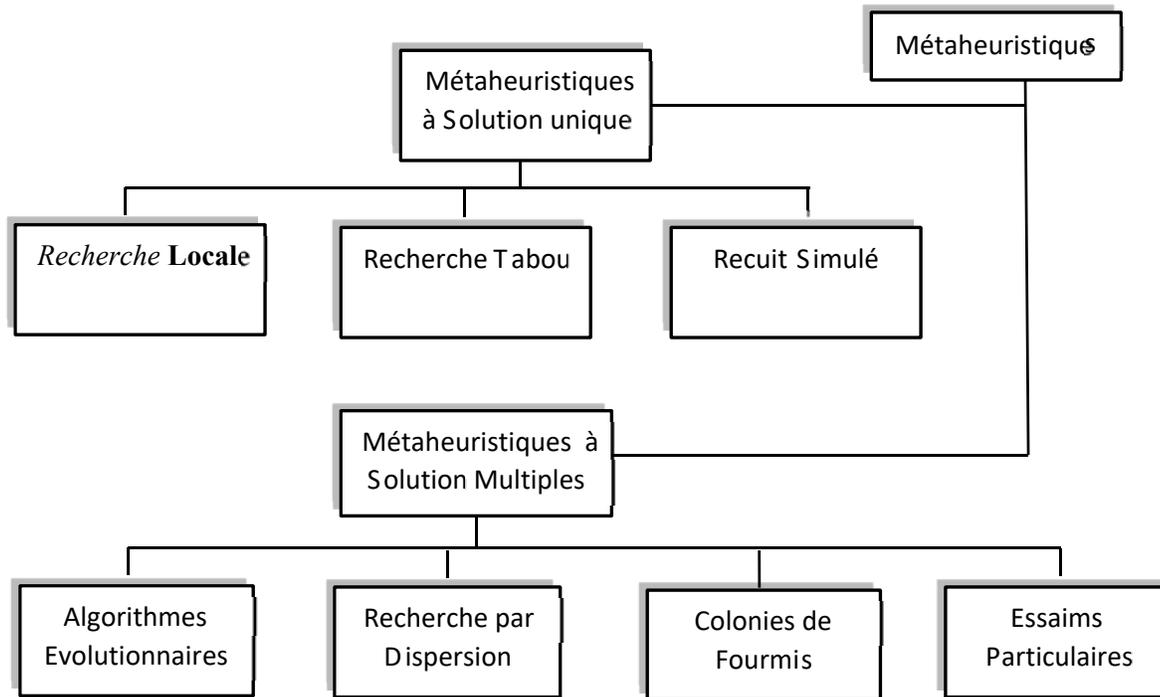


Fig.V.1 : Classification des Métaheuristiques. [14]

V.3 Réseaux des Neurones Artificiels (R.N.A)

Les réseaux de neurones artificiels sont de réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau. [8]

Les réseaux de neurones artificiels consistent en des modèles plus ou moins inspirés du fonctionnement cérébral de l'être humain en se basant principalement sur le concept de neurone. [15]

c) Neurones biologiques

Le cerveau humain contient environ 100 milliards de neurones. Ces neurones vous permettent, entre autre, de lire ce texte tout en maintenant une respiration régulière permettant d'oxygéner votre sang,

en actionnant votre cœur qui assure une circulation efficace de ce sang pour nourrir vos cellules, etc. [15]

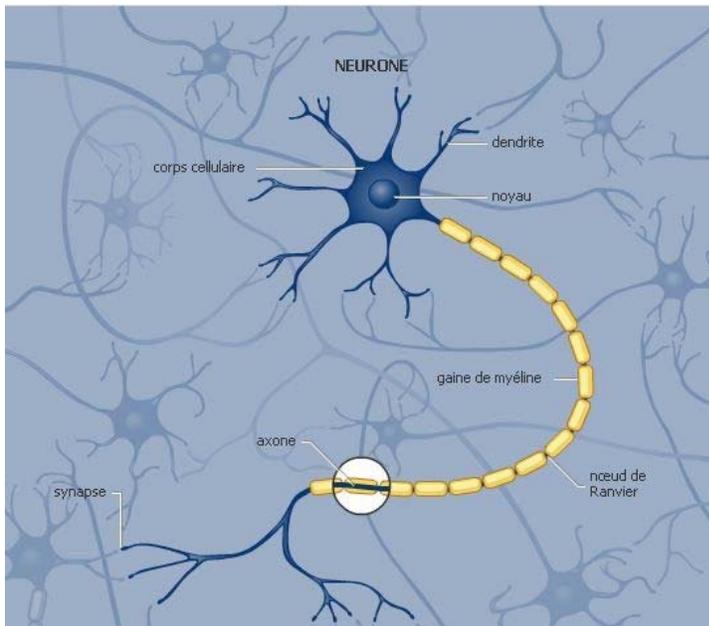


Fig. V.2 : Modèle d'un neurone biologique. [15]

Chacun de ces neurones est par ailleurs fort complexe. Essentiellement, il s'agit de tissu vivant et de chimie. Les spécialistes des neurones biologiques (neurophysiologistes) commencent à peine à comprendre quelques-uns de leurs mécanismes internes. On croit en général que leurs différentes fonctions neuronales, y compris celle de la mémoire, sont stockées au niveau des connexions (synapses) entre les neurones. C'est ce genre de théorie qui a inspiré la plupart des architectures de réseaux de neurones artificiels. L'apprentissage consiste alors soit à établir de nouvelles connexions, soit à en modifier des existantes.

Un neurone est une cellule particulière comme la montre la figure V.2. Elle possède des extensions par lesquelles elle peut distribuer des signaux (axones) ou en recevoir (dendrites). Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire des axones et des dendrites. En première approche. On peut considérer que ces sortes de filaments sont conductrices d'électricité et peuvent ainsi véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et son axone sa sortie. [15]

Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe en fait au niveau d'un neurone, une intégration des signaux reçus au cours du temps, c'est à

dire une sorte de sommations des signaux. En général, quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique.

La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite. Au niveau de la jonction (c'est à dire de la synapse), il existe un espace vide à travers lequel le signal électrique ne peut pas se propager. La transmission se fait alors par l'intermédiaire de substances chimiques, les neuromédiateurs. Quand un signal arrive au niveau de la synapse, il provoque l'émission de neuromédiateurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter synaptique (figure V.3.). [15]

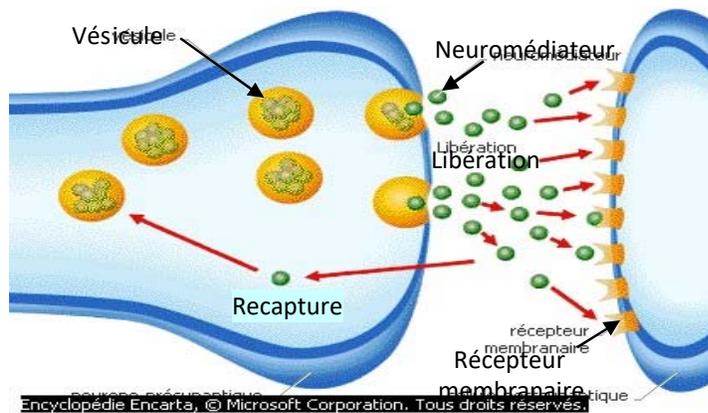


Fig.V.3 : Transmission de l'information entre les neurones biologiques [15]

Quand suffisamment de molécules se sont fixées, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc une transmission. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ces voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice.

d) Les neurones formels

Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend des paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie".

Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. On a pris l'habitude de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la figure V.4. [15]

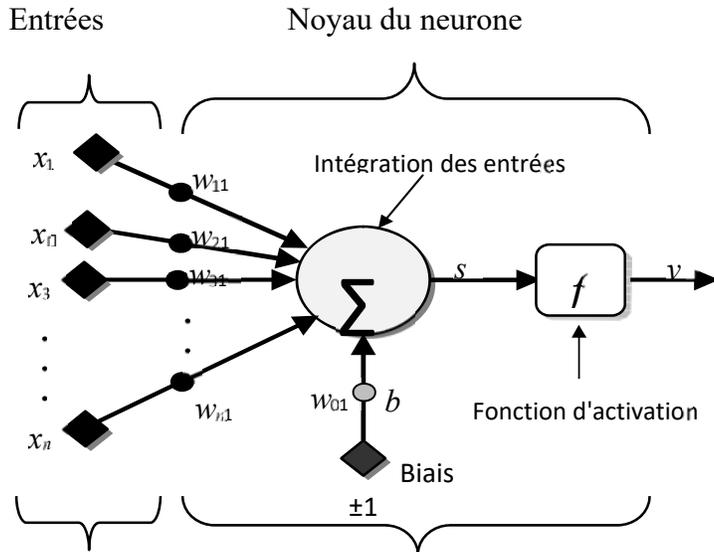


Fig. V.4 : Modèle d'un Neurone artificiel. [15]

Le réseau neurone se divise en trois parties : Couche d'entrée, Une ou plusieurs couches cachées et Couche de sortie.

Fonction d'activation

Il existe plusieurs types de fonction d'activation. Généralement trois fonctions (figure V.5) sont les plus utilisées les fonctions «seuil», «linéaire» et «sigmoïde»

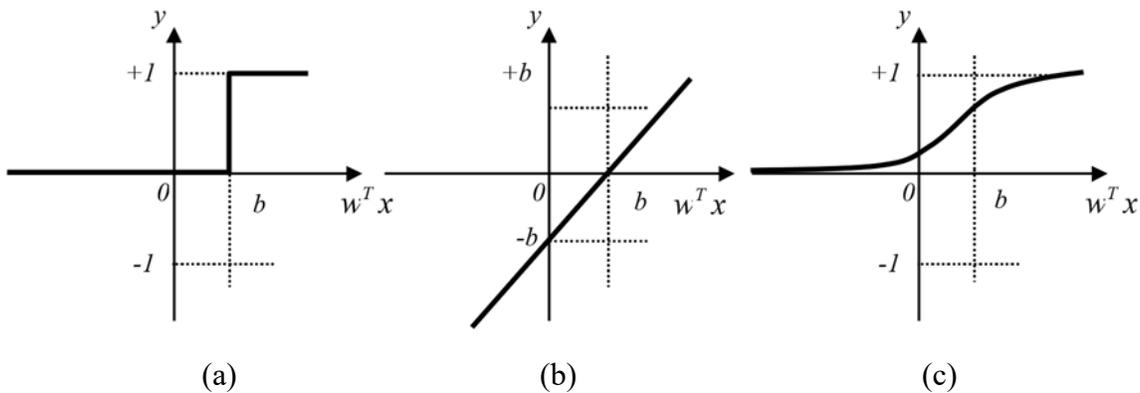


Fig.V.5 : Fonctions d'activations: (a) du neurone «seuil» ; (b) du neurone «linéaire», et (c) du neurone «sigmoïde» [15]

Neurone biologique	Neurone formel
Synapses	Poids des connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrites	Signal d'entrée
Noyau ou Somma	Fonction d'activation

Tableau V.1 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel. [15]

V.3.1 Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux structures de réseau, en fonction du graphe de leurs connexions, c'est-à-dire du graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les «connexions» entre ceux-ci :

- Les réseaux de neurones statiques (ou non bouclés).
- Les réseaux de neurones dynamiques (ou bouclés). [16]

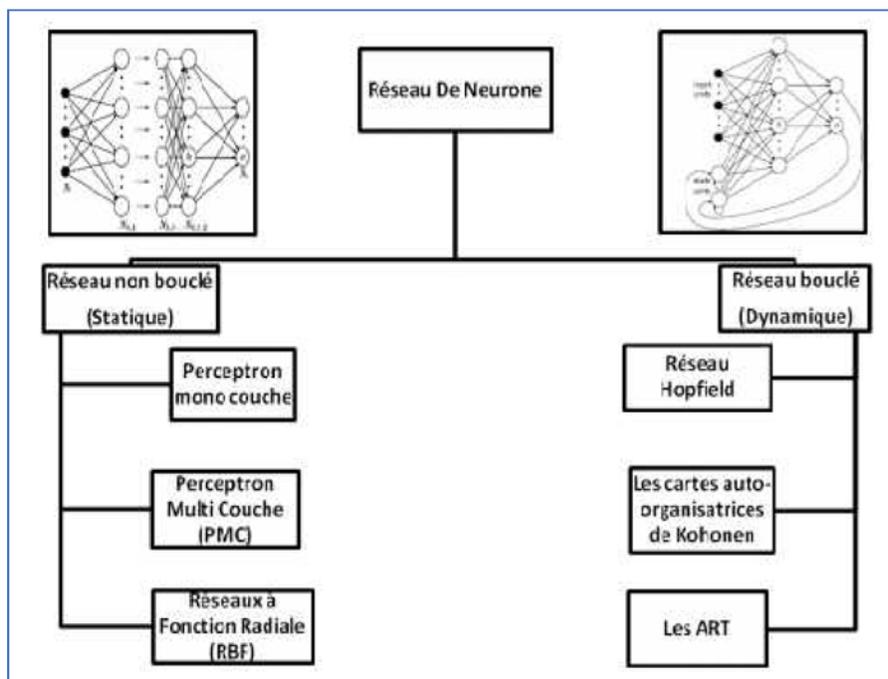


Fig.V.6 : Classification des RNA. [13]

a) Réseaux de neurones non bouclés

Dans ce type de structure dite 'feedforward', la propagation de l'information se fait uniquement de l'entrée vers la sortie. Les neurones de la même couche peuvent se connecter uniquement avec les neurones de la couche suivante. L'architecture la plus utilisée est le perceptron multicouche. [16]

b) Réseaux de Neurones Dynamiques ou Réseaux Bouclés (ou récurrents)

L'architecture la plus générale, pour un réseau de neurones, est celle des « réseaux bouclés », dont le graphe des connexions est cyclique : lorsque l'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 un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle ». La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; ceci n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération. [13]

V.3.2 Processus d'Apprentissage

La notion d'apprentissages claire et intuitive pour les humains ou les animaux ; c'est une procédure cognitive qui doit faire en sorte que l'individu réalise de manière autonome une tâche donnée. L'apprentissage numérique poursuit exactement le même objectif, il s'agit de faire en sorte, à l'aide d'une procédure numérique programmée et exécutée sur un ordinateur, d'inférer un modèle d'un processus que l'on observe et sur lequel on peut effectuer des mesures.

Dans la plupart des architectures, l'apprentissage se traduit par une modification de l'efficacité synaptique, c'est-à-dire par un changement dans la valeur des poids qui relient les neurones d'une couche à l'autre. [13]

V.3.2.1 Principe de l'algorithme d'apprentissage

Il y a plusieurs algorithmes d'apprentissage pour RNA, le plus utilisé c'est l'algorithme de rétro-propagation. Le signal d'apprentissage est transmis de la couche de sortie vers la couche cachée en suite le signal se retourne à la couche sortie, le processus est répété d'une manière itérative jusqu'à obtention l'erreur désiré Les étapes de l'algorithme de Rétro propagation sont :

✚ Etape 01 : initialisation des paramètres biais ($\theta_k ; \theta_i$), le taux d'apprentissage et le (n) momentum (α).

✚ Etape 02 : calcul de l'erreur généralisé $f_k : f_k = Z_k(1-Z_k)(d_k - Z_k)$

✚ Etape 03 : ajustement des poids entre la couche cachée et la couche de sortie : $\Delta W_{kj}(k+1) = \eta f_k y_j + \alpha W_{kj}(k)$

✚ Etape 04 : calcul de l'erreur généralisée de la couche cachée : $f_j = y_i(1-y_i) + \sum_k W_{kj}k$

✚ Etape 05 : ajustement des poids entre la couche cachée et la couche de sortie : $\Delta W(k+1) = \eta f_j y_i + \alpha W_{ji}(k)$

✚ Etape 06 : répétez les étapes de 1 à 5 jusqu'à atteindre la valeur d'erreur désirée. [1]

V.3.2.2 Différents types d'apprentissages

a) *Apprentissage supervisé*

L'apprentissage supervisé est caractérisé par la présence d'un « *superviseur* » (Figure V.7), dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé et les entrées fournies, le réseau va modifier (ajustement des poids) en fonction de l'erreur calculer entre les entrées et les sorties désirer jusqu'à ce qu'il trouve l'erreur minimum. [13]

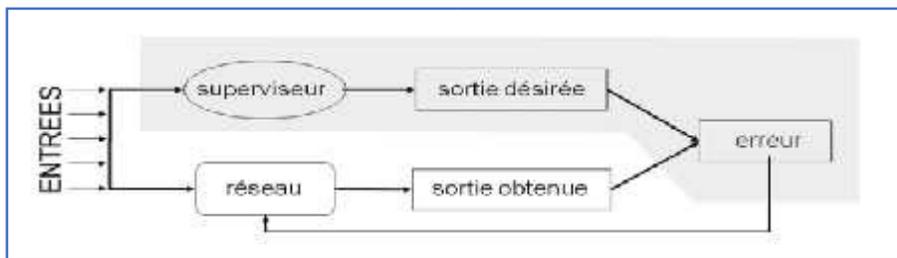


Figure V.7 : Apprentissage supervisé

b) *Apprentissage semi-supervisé (renforcée)*

L'apprentissage semi-supervisé est en fait une sorte d'apprentissage supervisé. L'apprentissage renforcé permet de contourner certaines des limitations de l'apprentissage supervisé. Dans cette approche le réseau doit apprendre la corrélation entrée/sortie via une estimation de son erreur, c'est-à-dire on fournit des exemples et des indications sur le résultat (vrai/faux). Le réseau va donc tendre à maximiser un index de performance qui lui est fourni, appelé signal de renforcement. [13]

c) *Apprentissage non-supervisé (auto-organisationnel)*

Dans ce cas, On fournit seulement les entrées (Figure V.8). Le réseau va détecter automatiquement les régularités des entrées, les poids de connexions sont ajustés automatiquement en attribuant et en optimisant une valeur de qualité.

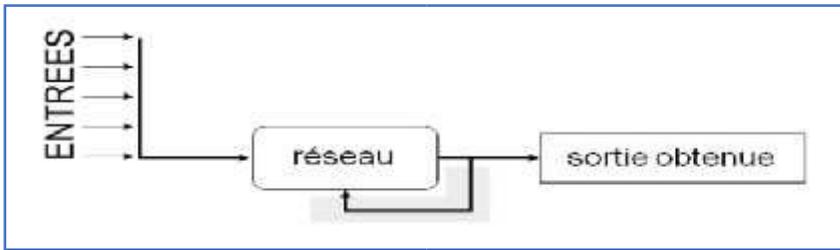


Figure V.8 : Apprentissage non-supervisé

d) Apprentissage de Boltzmann

Les réseaux de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents. Ils possèdent deux sous-groupes de cellules, le premier étant relié à l'environnement (cellules dites visibles) et le second ne l'étant pas (cellules dites cachées). Cette règle d'apprentissage est de type stochastique (qui relève partiellement du hasard) et elle consiste à ajuster les poids des connexions, de telle sorte que l'état des cellules visibles satisfasse une distribution probabiliste souhaitée. [13]

e) Apprentissage Hybride

L'apprentissage est dit hybride lorsque une partie des poids est déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non-supervisé. [13]

V.4 Développement d'un modèle de Prédiction de la compacité par RNA

V.4.1 Introduction

Le réseau de neurones multicouche à rétro-propagation a été choisi dans cette étude en raison de sa popularité et de sa capacité de réussite en termes, de prédiction et d'optimisation des modèles. L'emploi de l'apprentissage supervisé exige la connaissance d'une sortie désirée pour tout élément de l'ensemble des données d'entrée. Le modèle multicouche à rétro-propagation se compose de trois types de couches, la couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Dans la prévision de la compacité des mélanges granulaires, l'ensemble des données d'entrée est représenté par les différents %filler d_i , D_{max} , C_u et C_c , Cela représente les paramètres de la couche d'entrée qui sont transmis à la couche cachée. Enfin, la couche de sortie reçoit son entrée de la couche cachée. Dans notre cas la sortie de cette couche représente la compacité des mélanges « C », l'objectif principal étant l'optimisation de modèle de prédiction de « C » avec le plus précision possible. [13]

V.4.2 Méthodologie et mise en œuvre

La première étape consiste à identifier les paramètres à employer pour les modèles de prévision. Les données sont divisées en trois parties. 70% des données sont employées pour l'apprentissage, 15% pour la phase de test et 15% pour la validation. La mise en œuvre d'un modèle RNA inclut ces trois phases : l'apprentissage, le test et la validation.

La phase d'apprentissage ou d'entraînement a pour but de déterminer les paramètres de connexion du réseau à l'aide de la technique d'optimisation. La phase de test consiste à vérifier le réseau déterminé lors de la phase d'apprentissage sur des données non utilisées lors de cette dernière, et à examiner la capacité du réseau à généraliser les exemples d'apprentissage (en comparant la sortie réelle du réseau avec la sortie désirée). La phase de validation est effectuée sur la dernière partie des données.

V.4.3 Sélection du Langage de Programmation

Différents programmes de simulation par réseaux de neurones sont disponibles et commercialisés (Neurone Solution, Brain Maker, Matlab ToolBoxes, Statistical Neural Network, etc.). Le choix du simulateur se fait sur la base des avantages et des inconvénients de chacun d'eux. Le coût, la flexibilité d'utilisation, le type de plateforme et l'ergonomie de l'interface sont les principaux critères pour évaluer chaque simulateur. Pour des raisons de disponibilité, nous avons choisi le logiciel MATLAB 8.03 (R2014a). Ce logiciel (MATLAB 2014) a été développé pour être utilisé dans un environnement efficace et flexible de simulation pour la recherche et l'application des RNA, soit généralement par le développement d'un programme ou l'utilisation de l'application NETWORK DATA MANAGER. Cette dernière est développée pour fonctionner sous Windows avec une interface utilisateur graphique facile à utiliser. Elle est aussi employée pour créer, manœuvrer, et visualiser les réseaux de neurones d'une part et importer, exporter les données et les résultats via ces réseaux. [13]

V.4.4 Optimisation du Modèle

Est qui concerne les algorithmes d'apprentissages nous avons choisir deux approche :



La fonction: Livenberg-Marquart « LM »



La fonction: Particle Swarm Optimization « PSO »

V.4.4.1 La fonction Particle Swarm Optimization « PSO »

L'optimisation par essaims particulaires (Particle Swarm Optimization) est une métaheuristique qui s'inspire de la biologie pour résoudre des problèmes d'optimisation.

Comme les réseaux de neurones artificiels, les algorithmes génétiques ou les algorithmes de colonies de fourmis, le Particle Swarm Optimization (PSO) est un algorithme bio-inspiré. Il repose sur les principes d'auto-organisation qui permettent à un groupe d'organismes vivants d'agir ensemble de manière complexe, à partir de "règles" simples. Le PSO s'inspire du modèle développé par Craig

Reynolds pour simuler le déplacement grégaire de certains animaux (troupeaux de bovins, volées d'oiseaux...). Dans ce modèle, chaque oiseau artificiel ou "boid" (bird-oid object), se déplace aléatoirement en suivant trois règles simples : [13]

- La cohésion : les boids sont attirés vers la position moyenne du groupe ;
- L'alignement : les boids suivent le même chemin que leurs voisins ;
- La séparation : pour éviter les collisions, les boids gardent une certaine distance entre eux.

Le PSO introduit un autre principe : les boids ne se déplacent pas aléatoirement, ils ont un objectif à atteindre. Celui-ci est déterminé par une fonction à optimiser ou "fonction objectif" qui est fournie par l'utilisateur, et qui dépend de l'application concernée.

PSO explore l'espace de recherche grâce à des essais successifs de positions de boids, leurs mouvements étant gérés par des équations simples. Ainsi, la localisation de chaque boid dans l'espace de recherche représente une solution potentielle au problème d'optimisation. Et la "qualité" associée à chacune de ces solutions est quantifiée par la fonction objective, optimisée petit à petit selon les positions, plus ou moins optimales. Concrètement, le plus souvent, les localisations et les vitesses des boids sont représentées comme des vecteurs de nombres à D-dimensions, les positions et les vitesses initiales étant souvent définies aléatoirement. Puis, on réitère l'exploration en mettant à jour la position de chaque boid puis son vecteur vitesse jusqu'à atteindre une solution satisfaisante. On évalue le niveau de qualité associé à la position de chaque boid grâce à la fonction objectif. On détermine ainsi le meilleur boid et la meilleure position que chaque boid a pu rencontrer jusqu'à ce moment. Ensuite, le vecteur vitesse de chaque boid X est mise à jour en faisant une somme pondérée des trois vecteurs suivants. [13]

- ✓ Un vecteur vitesse partant de X et allant vers le meilleur boid de l'essai (flèche rouge sur le schéma) ;
- ✓ Un vecteur vitesse allant vers la meilleure position que le boid a visité (flèche verte) ;
- ✓ Le vecteur vitesse précédent (flèche bleue).

Intuitivement, les actions des différents boids de l'essai permettent simultanément d'explorer l'espace de recherche et d'exploiter les zones les plus prometteuses. Un grand nombre de variantes de cet algorithme ont été développés et sont utilisés dans divers cadres d'application. (Figure V.9.)

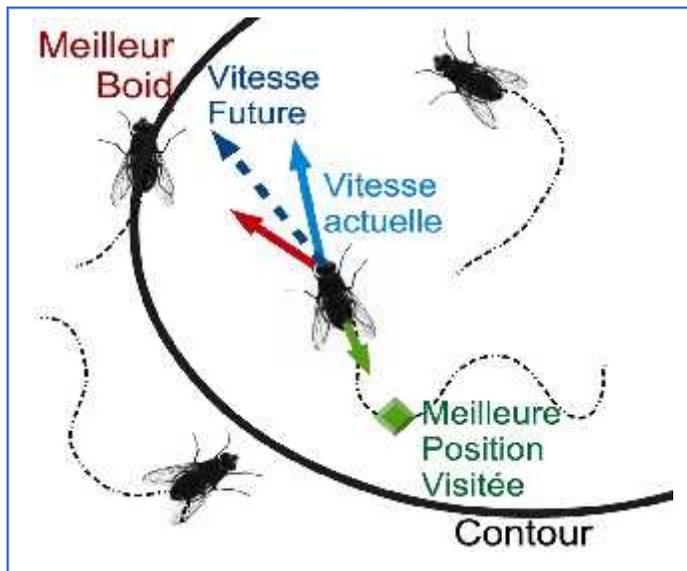
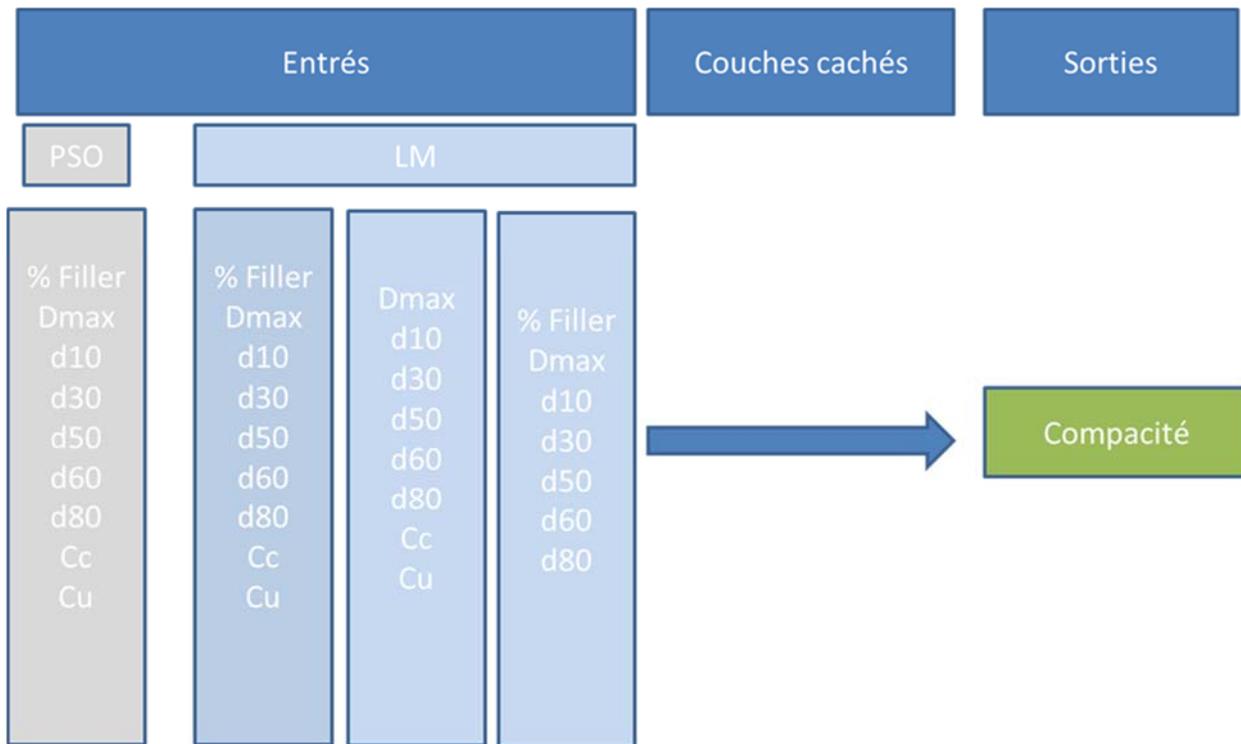


Figure V.9 : Fonctionnement de PSO [13]

V.5 Développement des modèles de prédiction :

V.5.1 Définition des paramètres d'entre et de sortie du modèle

Dans le cas de l'application à la prédiction de la compacité des mélanges granulaires , après avoir terminé la préparation des données, l'ensemble des 98 vecteur d'entrées est représenté par les caractéristiques géométriques des mélanges granulaires , à savoir : % des fillers , D_{max} , d_{10} , d_{30} , d_{50} , d_{60} , d_{80} , C_c , C_u . Pour étudier l'efficacité du modèle en fonction des entrées, trois 03 variantes de vecteur d'entrée ont été testés dans le développement du modèle RNA-LM. La variante qui donnera le meilleur résultat sera utilisée pour le développement du modèle RNA-PSO (figure V.10) Ainsi, les paramètres de la couche d'entrée qui sont transmis à la couche cachée. Enfin, la couche de sortie reçoit l'entrée de la couche cachée. Dans notre cas la sortie de cette couche est représentée par la compacité du mélange « C » (figure V.10). [13]



FigureV.10 : Paramètres d'entre et de sortie des modèles étudiés (RNA-LM et RNA-PSO).

V.5.2 Conception du Modèles Proposé pour la Prédiction de la Compacité :

V.5.2.1 Méthodologie :

Pour cette phase nous avons fait une étude paramétrique pour obtenir un modèle/ ou les modèles efficaces, l'étude a été fait selon le l'organigramme suivant :

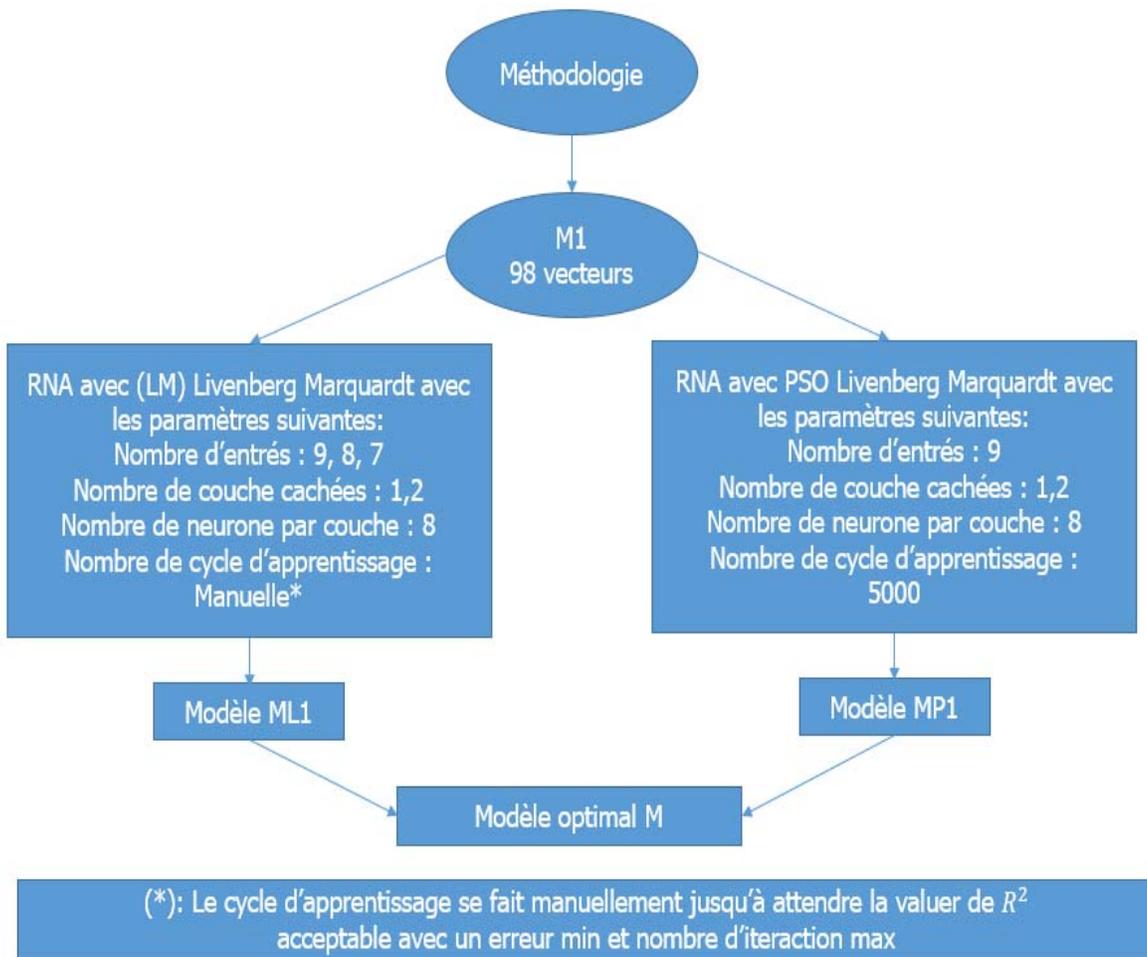


Figure V.11 : L'organigramme de Travail.

V.6 Simulation et Résultats :

La première étape consiste à déclarer la matrice des entrées et des sorties sous la forme d'un fichier Excel. La normalisation des données (d'entrée et de sortie), une feuille 1 de fichier Excel contient tous les paramètres d'entre de nous modèle et la feuille deux contient les paramètres de sortie (compacité expérimentale).

La seconde étape est la phase d'apprentissage, qui consiste à initialiser les coefficients de corrélation des trois phases (Apprentissage, test et validation), puis à initialiser le nombre de neurones par couche cachée et nombre de neurones par couche, et d'autre paramètre du système qui sont présentés dans le tableau V.2, ces paramètres sont fixés après une variation dans les paramètres du système.

Tableau V.2 : Les paramètres utilisés dans le modèle de réseau de neurone.

Paramètres	RNA finale avec PSO	RNA finale avec LM		
	M_{p1}	M_{L1}	M_{L2}	M_{L3}
Nombre des données	98	98	98	98
Nombre d'entrée	9	9	8	7
Nombre de sortie	1	1	1	1
Nombre de couches cachées	1	1	1	1
Nombre de neurones par couches	8	8	8	8
Nombre de cycle d'apprentissages	5000	Manuelle		

V.6.1 Modèle RNA-LM

Après plusieurs simulations, les résultats finals des différentes modèles traités sont présentés dans les figures V.12, V.13, V.14 pour les trois variantes étudiées de 7, 8 et 9 entrées respectivement.

Figure V.12 : Résultat avec la fonction « LM » pour modèle M_{L1} .

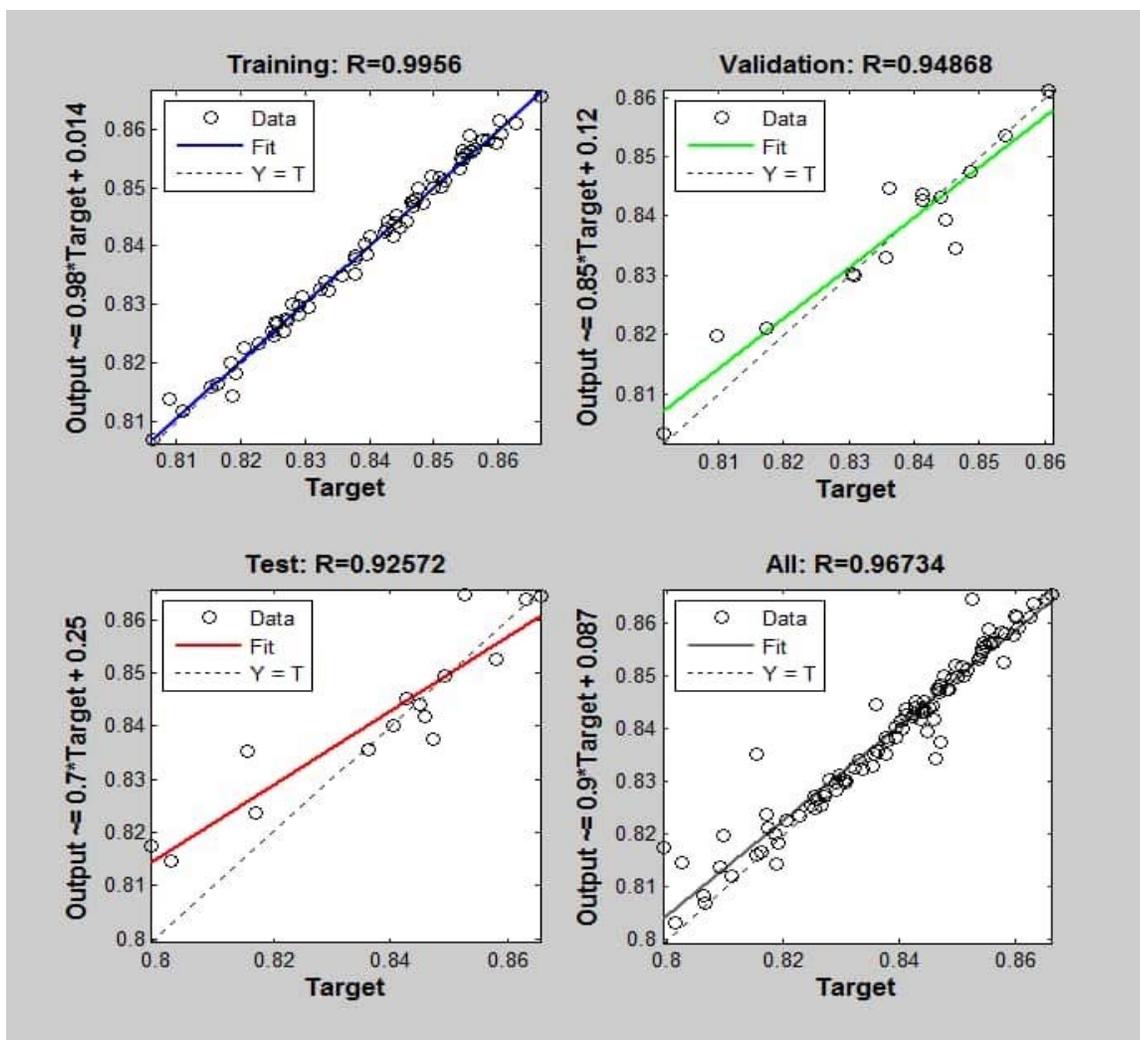


Figure V.13 : Résultat avec la fonction « LM » pour ML2.

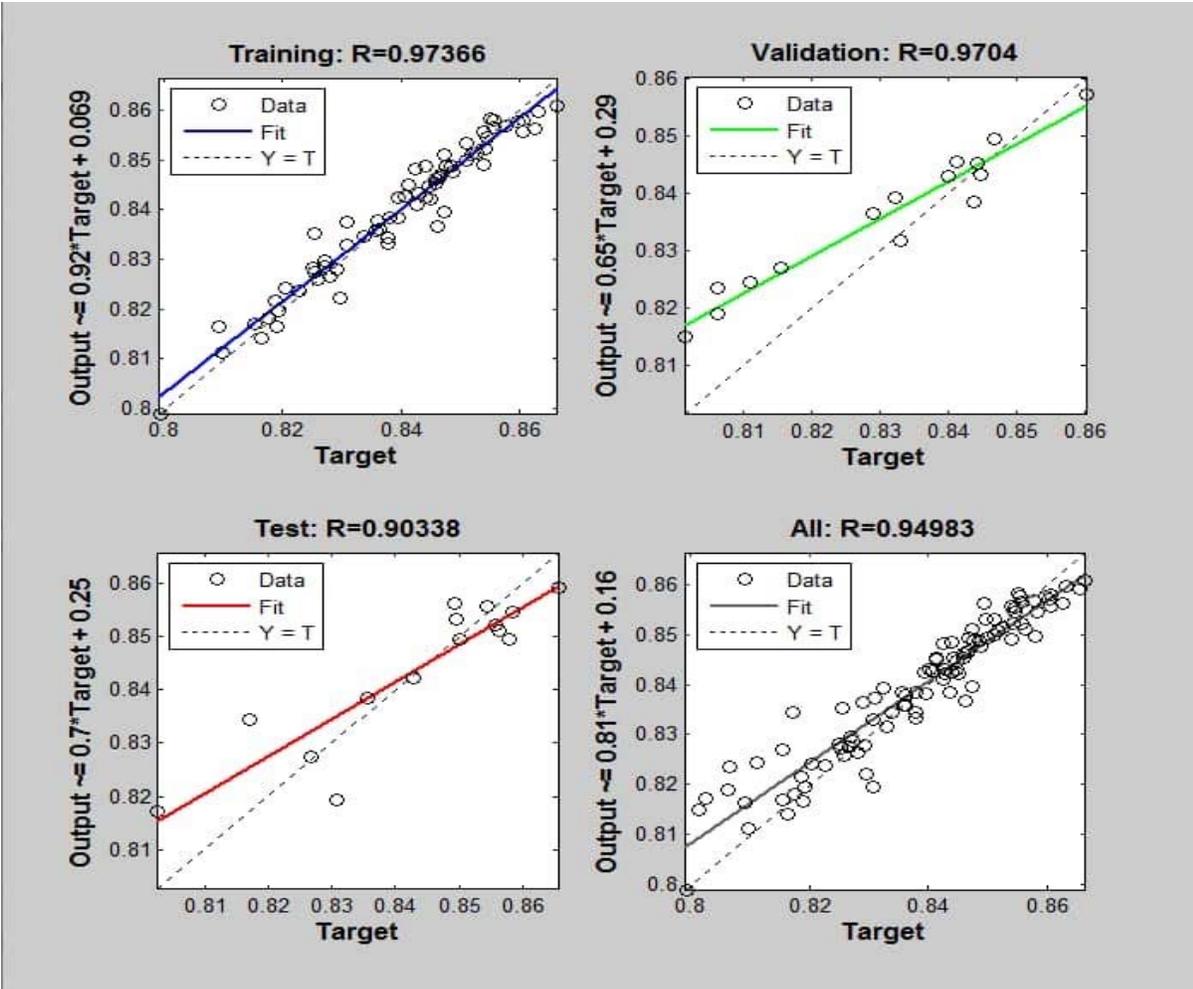


Figure V.14 : Résultat avec la fonction « LM » pour M_{L3}

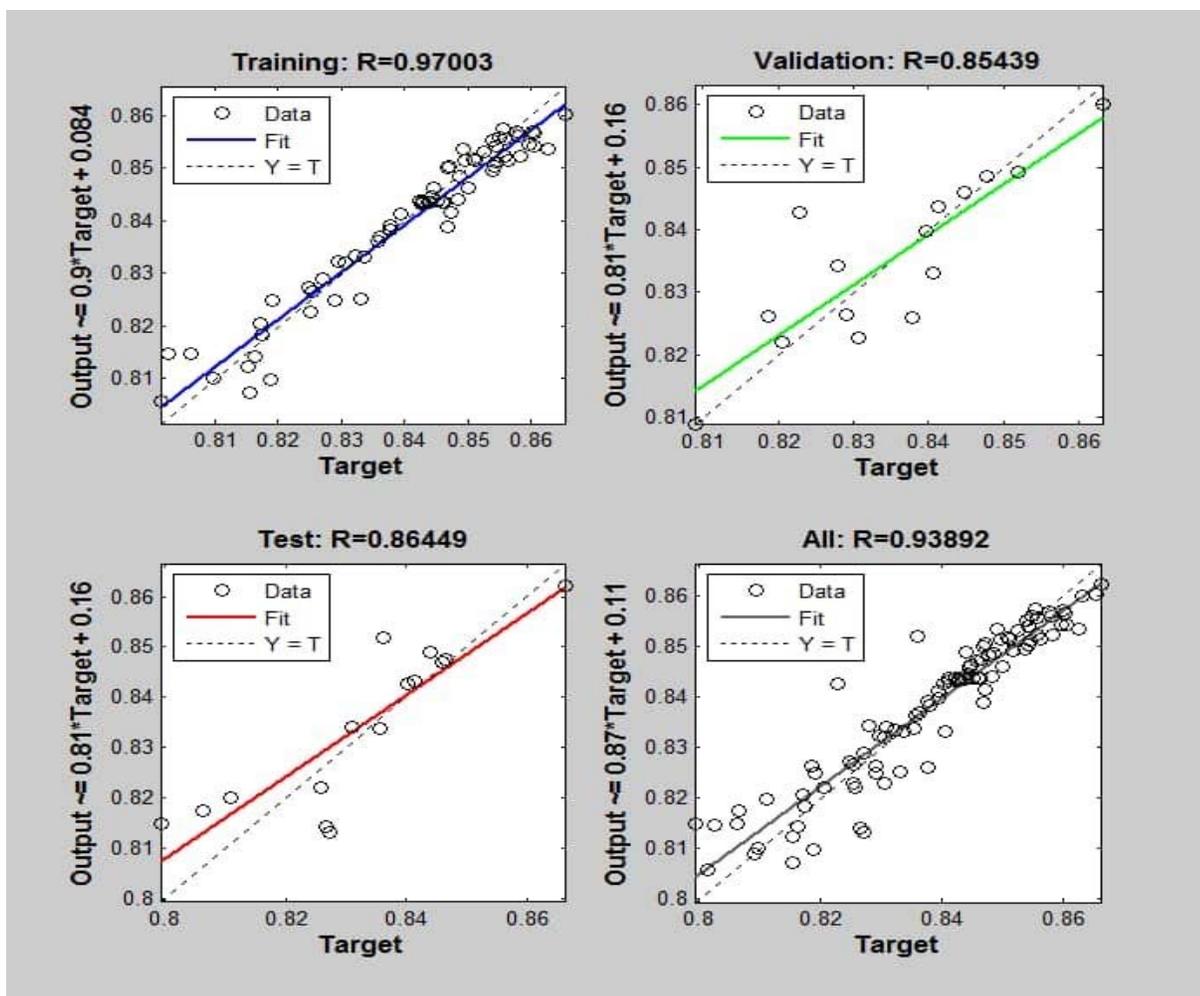


Tableau V.3 : Les paramètres des différents modèles.

	ML1	ML2	ML3	MP1
Coefficient de corrélation linéaire. R	0.96734	0.94983	0.93892	0.9455
Coefficient de détermination. R^2	0.93574	0.902177	0.88157	0.894
L'erreur quadratique moyenne RMSE	0.007026	/	/	0.0052

Le coefficient de détermination (R^2 , soit le carré du coefficient de corrélation linéaire r) est un indicateur qui permet de juger la qualité d'une régression linéaire simple. Il mesure l'adéquation entre le modèle et les données observées ou encore à quel point l'équation de régression est adaptée pour décrire la distribution des points.

L'erreur quadratique moyenne (RMSE) est l'écart type des résidus (erreurs de prédiction). Les résidus sont une mesure de la distance qui sépare les points de données de la ligne de régression ; Le RMSE est une mesure de l'étendue de ces résidus. En d'autres termes, il vous indique la concentration des données autour de la droite de meilleur ajustement. L'erreur quadratique moyenne est couramment utilisée dans les analyses de climatologie, de prévision et de régression pour vérifier les résultats expérimentaux.

Au regard des résultats, on peut constater que les paramètres de fiabilité des modèles RNA-LM sont meilleurs lorsque le nombre des paramètres d'entrée augmente. En effet, le meilleur modèle obtenu (ML1), avec un facteur de corrélation élevé $R = 0.96734$ et une faible erreur de 0,007026. En ce concerne les modèles ML2 et ML3, les résultats sont moins convainquant (R varie entre 0.93892 et 0.94983). Ces résultats peuvent être expliqués ; entre autre par la modification de nombre d'entré utilisé (8 entrés et 7 entrés respectivement), ce qui amoindri la précision de la prédiction.

A partir de on a décidé de continuer la modélisation par RNA-PSO que pour la variante 9 entrées.

Tableau V.4: PSO-ANN parameters considered

ANN			PSO			
Input layer	Hidden layer	Output layer	Iteration	C ₁	C ₂	Population
9	8	1	5000	1.5	2.5	400

C₁ and C₂ are acceleration factors

Tableau V.5: Statistical parameters of the regressions

Model	RMSE	R ²
ANN-PSO	0.0052	0.894
ANN	0.0070	0.8079

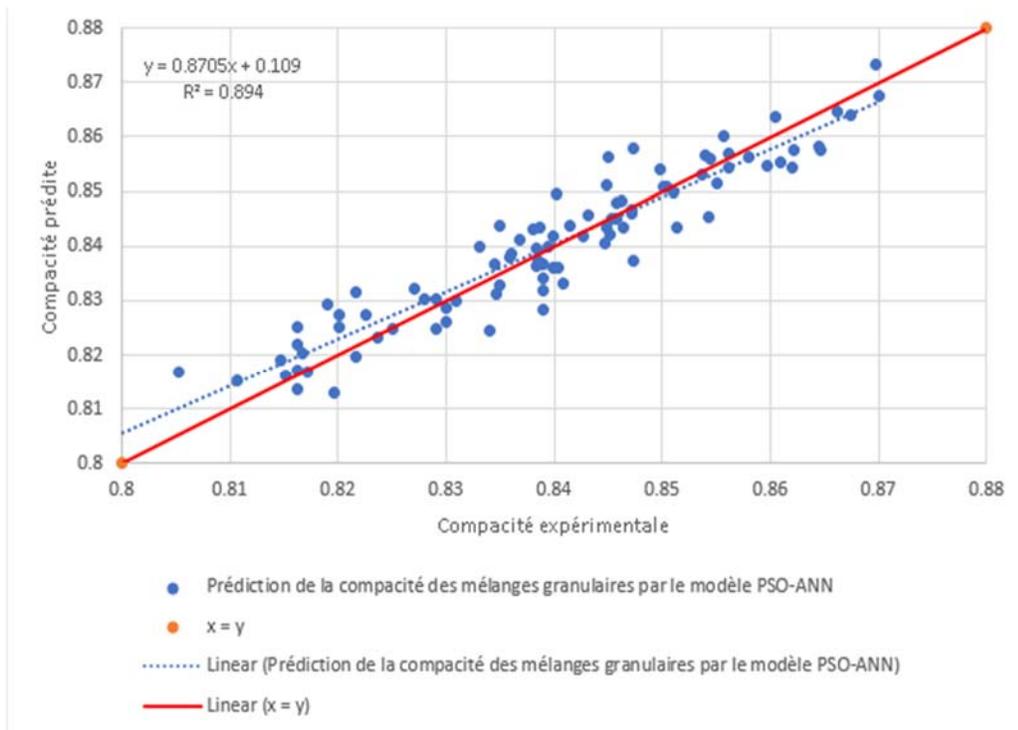


Figure V.15: Résultat de détermination du modèle RNA-PSO.

Tableau V.6 : Les paramètres du modèle MP1 RNA-PSO

	MP1 (RNA-PSO)
Coefficient de corrélation linéaire R	0,9455
Coefficient de détermination R ² *	0,894
L'erreur quadratique moyenne RMSE**	0,0052

Après plusieurs simulations, les résultats finals du modèle RNA- PSO traité sont présentés dans la figure V.14. Le tableau V.4 précédent définit les différents paramètres d'efficacité du modèle MP1 (R, R², RMSE), après les différentes simulations et l'analyse des paramètres du chaque modèle.

Au regard des résultats présentés par les figures 11-15, on peut observer que le modèle hybride ML1 avec la fonction « LM » a donné le meilleur résultat de corrélation avec R=0.96734 et une erreur quadratique moyenne de 0,007026. En comparaison le même modèle (9 entrées) avec la fonction d'optimisation « PSO » (MP1) présentant un facteur R=0,9455 et une erreur RMSE=0,0052. Ceci montre l'efficacité de « LM » pour l'optimisation des paramètres du RNA.

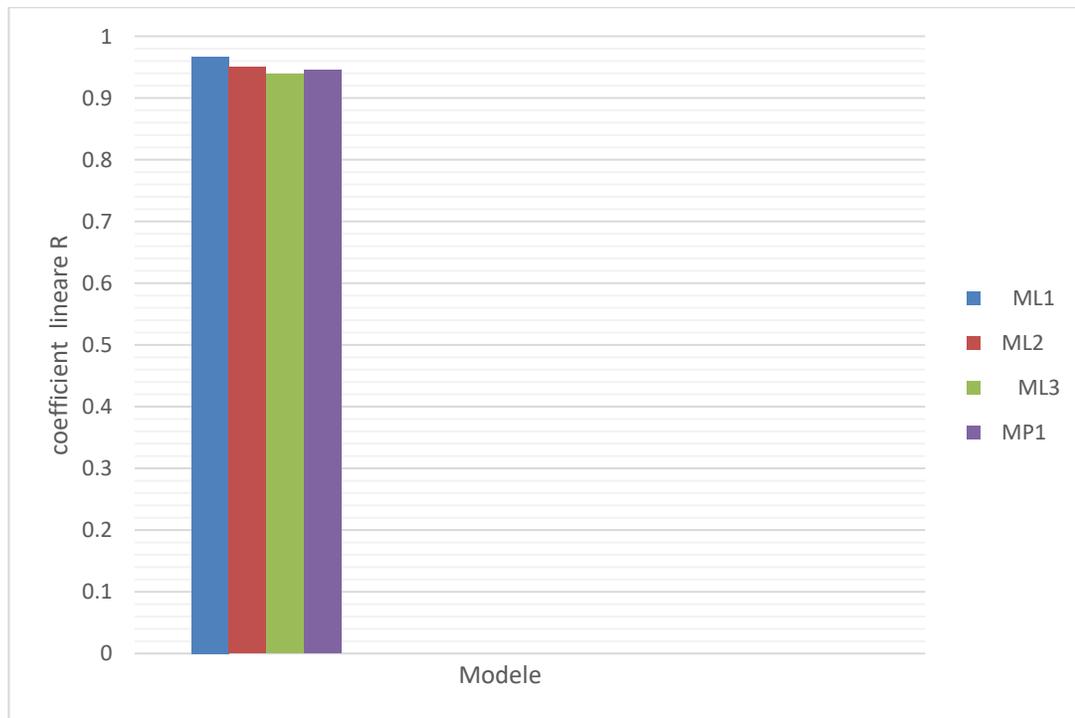


Figure V.15 : Variation de Coefficient R pour les différents modèles.

V.7 Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels sont des méthodes d'approximation des systèmes complexes, particulièrement utiles lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques.

Dans ce chapitre nous avons utilisés des métaheuristiques (RNA) pour résoudre un problème multiparamétrique. Nous avons défini les paramètres d'entre et de sortie ainsi que les résultats de RNA-PSO et les résultats de RNA-Levenberg-Marquardt.

Trois modèles de la prédiction RNA-LM ont été développés avec un coefficient de corrélation linéaire (R entre 0.93892 et 0.96734).

Un modèle de la prédiction RNA-PSO a été développés avec un coefficient de détermination ($R^2 = 0.894$).

L'utilisation des métaheuristique demeure une bonne solution pour les problèmes multiparamétriques, mais nécessite une base de données Asie riche pour permet un apprentissage efficace.

Conclusion Générale.

Le travail de recherche réalisé dans le cadre de ce mémoire consiste à étudier l'optimisation intelligente des mélanges granulaires des bétons compacté au rouleau (BCR) pour pavage. L'optimisation granulaire est une étape primordiale dans la formulation du béton.

De ce travail les conclusions suivantes peuvent être tirées :

- La compacité des mélanges granulaires qui dépend de certaines propriétés telles que la distribution de taille et la forme des particules, la paroi du récipient et du gros granulat, le desserrement entre particules ainsi que le mode de mise en place.
- Différentes méthodes expérimentales sont utilisées pour la mesure de compacité. Dans notre étude la méthode de Vibration avec compression a été utilisée, avec une charge de compactage de 12 KPa et un temps de compactage à 1min (60s).
- Dans notre réseau de neurone RNA-LM, nous avons réalisé trois modèles avec des nombres d'entrées différents et disposant chacun une seule sortie. Après apprentissage de nos trois modèles de RNA-LM, nous obtenons un coefficient de détermination R^2 compris entre 0.88157 et 0.93574 avec une erreur quadratique moyenne de 0.007026. Le modèle avec 9 entrées a montré les meilleurs résultats.
- Le modèle RNA-PSO, avec 9 entrées a montré de bon résultats de prédiction ($R^2 = 0.894$ avec une erreur quadratique moyenne de 0.0052), mais ça performance reste inférieure à celle du modèle RNA-LM.

En fin nous pensons que l'utilisation du modèle RNA-LM avec 9 entrées peut constituer un outil de prédiction très pratique de la compacité des mélanges granulaires et de ce fait contribue efficacement dans la formulation des BCR pour Pavage.

General Conclusion.

The research work carried out as part of this dissertation consists of studying the intelligent optimization of granular mixtures of Roller Compacted Concrete « RCC » for paving. Granular optimization is an essential step in the formulation of concrete.

From this work the following conclusions can be drawn:

- The compactness of granular mixtures which depends on certain properties such as the size distribution and shape of the particles, the wall of the container and the coarse aggregate, the loosening between particles as well as the method of placement.
- Different experimental methods are used for the measurement of Compactness. In our study the vibration with compression method was used, with a compaction load of 12 KPa and a compaction time of 1 min (60s).
- In our neural network ANN-LM, we realized three models with different numbers of inputs and each with a single output. After apprenticeship of our three models of ANN-LM, we obtain a coefficient of determination R^2 between 0.88517 and 0.93574 with a root mean square error of 0.007026. The model with 9 inputs showed the best results.
- The ANN-PSO model, with 9 inputs showed good prediction results ($R^2 = 0.894$ with a root mean square error of 0.0052), but its performance remains inferior to that of the ANN-LM model.

Finally, we believe that the use of the ANN-LM model with 9 inputs can constitute a very practical tool for predicting the compactness of granular mixtures and therefore contributes effectively in the formulation of Roller Compacted Concrete « RCC » for paving.

Les références bibliographiques.

- [1] Zanon B. khaldi O. Le béton compacté au rouleau (BCR) à base de filler calcaire et ciment. Mémoire de fin d'étude Master, Université Akli Mohand Ouladje-Bouira, 2018.
- [2] Diawoye N. Aboubakry S. Conception, formulation et mise en œuvre d'un Béton Compacté au Rouleau (BCR) comme revêtement des chaussées. Projet de fin d'études, Université Cheikh Anta Diop de Dakar, 2007.
- [3] Said A. Bouguerra W. Etude du comportement d'un Béton Compacté au Rouleau (BCR) à base des granulats recyclés. Mémoire de fin d'étude Master, Université Mohamed Boudiaf- M'Sila, 2018.
- [4] Zdiri M. Etude de formulation et de comportement mécanique des Bétons Compacté au Rouleau (BCR) : applications routières-cas de matériaux des gisements locaux, Université de Tunis El Manar, 2008.
- [5] Hanini W. Etude de l'incidence de la granularité sur la compacité des mélanges granulaires. Mémoire de fin d'étude Magister, Université Aboubekr Belkaid- Tlemcen, 2012.
- [6] Sadok A. Zentar R. Abriak N.E., Modélisation de la compacité granulaire par une approche d'apprentissage Automatique. Article de périodique, Université Lille nord de France, 2015.
- [7] Publie par M.Rouse, Réseau de Neurones Artificiels (RNA), Sites internet. <https://whatis.techtarget.com/fr/définition/reseau-de-neurones?amp=1> , 2018.
- [8] Andrei Doncescu, les réseaux de neurones artificiels, Livre PDF.
- [9] Bendaoud Y. Prédiction des résistances mécaniques de bétons à base des ciments composés en utilisant les réseaux neurones artificiels. Mémoire de fin d'étude Magister, Université de Constantine 1, 2014.
- [10] Publié par Samir.A, Les Algorithmes Génétiques, Sites internet. <https://www.scribd.com/doc/252699832/les-Algoritmes-Genetiques> , 2015.

- [11] K.Hadjira, Etude et modélisation par algorithme métaheuristique de l'effet de la contrainte thermique sur l'endommagement d'un Bio-composite hybride, Mémoire de fin d'étude Master, Université de Saida, 2018.
- [12] Bestaoui.A, Gestion de spectre dans un réseau de radio cognitive en utilisant l'algorithme d'optimisation par essaim de particules. Mémoire de fin d'étude Master, Université Aboubekr Belkaid- Tlemcen, 2015.
- [13] M. Ali, Développement d'un modèle de prédiction de la compacité par RNA, Mémoire de fin d'étude Master, Université de Blida 1, 2018.
- [14] Site d'internet, https://www.univ-saida.dz/butec/doc_num.php?explnum-id=299
- [15] Y.Djeriri, les Réseaux de Neurones Artificiels, Article Périodique, Université de Sidi-Bel-Abbès, 2017.
- [16] Z. Lynda, Contribution à la prévision de la Sécheresse par le modèle des réseaux de neurones autorégressif, Mémoire de fin d'étude Master, Ecole Nationale Supérieure D'Hydraulique, 2017.
- [17] M. Ali, Etude expérimentale (Matériaux), Mémoire de fin d'étude Master, Université de Blida 1, 2018.
- [18] S. Hammat, Cours de Matériaux de Construction 2, polycopie de Cours, Université de Blida 1, 2018.

