

N° d'ordre :

MINES DOUAI



UNIVERSITE DE LILLE 1



THESE

Présentée en vue
d'obtenir le grade de

DOCTEUR

en

Spécialité : Génie Civil & Environnemental

Par

Abdelfeteh SADOK

DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LILLE 1

Titre de la thèse :

Formulation de matériaux de construction à base de
Sous-produits industriels avec des méthodes issues de
L'intelligence artificielle

Soutenue le 20/10/2016 Devant le jury d'examen :

| | |
|---------------------|--|
| Président | Arnaud GAUTHIER , Professeur, <i>Ecole des Mines de Douai</i> |
| Rapporteur | Eric GARCIA-DIAZ , Professeur, <i>Ecole des Mines d'Alès</i> |
| Rapporteur | Arnaud PERROT , Maître de Conférences, <i>Université Bretagne Sud</i> |
| Membre | Ali DAOUADJI , Professeur, <i>INSA de Lyon</i> |
| Directeur | Rachid ZENTAR , Professeur, <i>Ecole des Mines de Douai</i> |
| Co-Directeur | Nor-Edine ABRIAK , Professeur, <i>Ecole des Mines de Douai</i> |

*« Le savoir acquis dans un pays
étranger peut être une patrie et
l'ignorance un exil vécu dans
son propre pays »*

Averroès [1126-1198]

REMERCIEMENTS

J'exprime ma gratitude à mon directeur et encadreur de thèse, Professeur Rachid ZENTAR pour la confiance qu'il m'a accordée, de m'avoir encadré et conseillé au long de ces années et surtout pour son investissement permanent et ses encouragements très précieux.

J'exprime ma reconnaissance à mon co-directeur, Professeur Nor-Edine ABRIAK, pour sa confiance et de m'avoir fait profiter de ses connaissances.

Je remercie Professeur Arnaud GAUTHIER, chef du département Génie Civil et Environnemental de Mines Douai, pour m'avoir accueilli dans son laboratoire et de m'avoir fait honneur de présider le jury de thèse.

Il me tarde de remercier vivement les Professeurs Eric GARCIA-DIAZ et Arnaud PERROT de m'avoir fait l'honneur d'être les rapporteurs de ma thèse, pour leurs expertises et pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail. Merci également au Professeur Ali DAOUADJI d'avoir accepté de prendre part à mon jury afin d'évaluer ce travail.

Un grand merci à toute l'équipe du département Génie Civil et Environnemental de Mines Douai, Professeurs, Enseignant-chercheur, Doctorants, Techniciens et Secrétaires de m'avoir aidé, épaulé, écouté et conseillé tout au long de ces années. Merci tout particulièrement à Cyril, Mohammadou et Fawzi pour leurs aides et leurs encouragements.

Je remercie bien évidemment mes parents d'avoir fait de moi ce que je suis aujourd'hui et pour leur soutien malgré la distance. Un grand Merci à mes frères Mustapha, Djamel et ma sœur Imene pour leurs soutiens et leurs encouragements. Je sais que vous êtes fiers de moi et je ferai en sorte que vous le soyez toujours.

Un merci, aussi distingué que la concernée, s'adresse à ma future épouse Afaf, pour son soutien indéfectible durant ces années. Merci ma chérie pour ton enthousiasme, ta patience et tes encouragements.

Je remercie particulièrement Professeur MEKERTA Belkacem, mon encadreur durant mes travaux antérieurs et mon ami depuis, pour ces précieux conseils.

J'exprime ma reconnaissance envers toutes les personnes qui ont, de près ou de loin, contribué à la réalisation de ce travail.

RESUME

Les prévisions des scientifiques sont de plus en plus alarmantes, et la question environnementale est désormais une préoccupation majeure pour les gouvernements et les industriels. La gestion efficace des déchets s'inscrit dans les actions prioritaires dans une optique d'économie circulaire verte. Cette gestion efficace préconise en premier lieu la valorisation maximale des déchets, vu le tonnage important produit des différents secteurs d'activités. Le domaine du génie civil est particulièrement concerné étant donné la deuxième place qu'il occupe parmi les secteurs producteurs de déchets et grands consommateurs de matières premières.

La valorisation des matériaux alternatifs dans le domaine du génie civil connaît un essor important ces dernières années, toutefois cette pratique connaît certaines limites, notamment le manque de réglementation claire et surtout le manque d'outils et méthodes de formulation adaptées et adaptables à l'utilisation des matériaux alternatifs.

Dans ce contexte, le présent travail porte sur la mise en place de méthode de formulation de matériaux de construction à base de sous-produits industriels. Cette méthode hybride basée sur des outils de l'intelligence artificielle, combine les Algorithmes Génétiques (AG) comme outils d'optimisation multiobjectifs et la Programmation Génétique (PG) dans ses deux versions, la PG classique et la MGGP (MultiGène Genetic Programming) comme outils de modélisation des problèmes complexes par Apprentissage Automatique (Machine Learning).

Des études spécifiques ont été menées sur le fonctionnement de ces outils novateurs, pour appréhender les avantages et faiblesses de ces outils sur ces cas d'applications dans le Génie Civil.

La méthode de formulation des matériaux de construction à base de sous produits industriels, proposée dans ce travail a été testée sur deux cas d'étude (la formulation de bétons à hautes performances et la formulation de mortiers à base de matériaux alternatifs ou multi-déchets) et validée par des testes au laboratoire. Les résultats obtenus sont concluants et très prometteurs pour généraliser ou adapter la méthode sur d'autres applications du Génie Civil.

Mots Clés : Valorisation, matériaux alternatifs, formulation, béton, Algorithmes Génétiques, Programmation Génétique, Intelligence artificielle, Apprentissage automatique.

ABSTRACT

The predictions of scientist are increasingly alarming, and the environmental issue has become a major concern for governments and industry. Effective waste management is part of the priority actions in order to achieve a green circular economy. This efficient management imposes first maximum recovery of waste, knowing the large tonnage produced is different sectors. The field of civil engineering is particularly concerned as it occupies the second place among the waste sectors producer and largest consumer of raw materials.

The valorization of alternative materials in the field of civil engineering has grown significantly in recent years. However, this practice knows some limitations, including the lack of clear regulations and especially the lack of tools and methods suitable for design of materials including alternatives materials.

In this context, the present work focuses on the development of mix design method of building materials based on industrial by-products. This hybrid method combines the Genetic Algorithms (GA) as multi-objective optimization tools and Genetic Programming (GP) in its two versions, classical GP and MGGP (MultiGene Genetic Programming) as modeling tools for complex problems by Machine Learning approach.

Specific studies were carried out also or these innovative tools, to demonstrates benefits and weaknesses of these tools on these applications in civil engineering.

Finally, this method of formulation of building materials based on industrial sub products proposed in this work was tested on two case studies (design of high performance concrete and mortars made of alternative materials) and validated by the laboratory tests. The results are conclusive and promising to generalize the method to other applications of Civil Engineering.

Keywords: Valorization, alternatives materials, mix design, concrete, Genetic Algorithm, Genetic Programming, artificial intelligence, machine learning.

TABLE DES MATIERES

| | |
|--|----|
| REMERCIEMENTS | 5 |
| RESUME..... | 6 |
| ABSTRACT | 7 |
| TABLE DES MATIERES | 8 |
| Liste des symboles et notations | 12 |
| Liste des figures..... | 15 |
| Liste des tableaux | 17 |
| Introduction générale et problématique..... | 19 |
| CHAPITRE 1:Etat de l’art et contexte | 23 |
| Introduction du chapitre | 24 |
| Partie I. La valorisation des matériaux alternatifs dans les bétons..... | 25 |
| 1 Les enjeux du développement durable dans le Génie Civil..... | 25 |
| 2 De l’Eco-matériau à l’économie circulaire..... | 27 |
| 3 Les matériaux alternatifs dans le Génie Civil..... | 28 |
| 3.1 Les matériaux de démolition..... | 31 |
| 3.1.1 Les catégories de matériaux de démolition | 32 |
| 3.1.2 Paramètres influents sur les caractéristiques des granulats recyclés | 33 |
| 3.1.3 Avancées scientifiques et techniques en Europe sur les granulats recyclés ... | 34 |
| 3.2 Boues et sédiments de dragage | 35 |
| 3.2.1 Principaux paramètres influents sur les caractéristiques des sédiments..... | 36 |
| 3.2.2 Travaux scientifiques et projets relatifs à la valorisation des sédiments..... | 37 |
| 3.3 Résidus de procédés thermiques | 37 |
| 3.3.1 Les cendres volantes de centrale thermique (CVCT)..... | 38 |
| 3.3.2 Les mâchefers d’incinération des déchets non dangereux (MIDND) | 39 |
| 3.3.3 Les sables de Fonderie..... | 40 |
| 3.4 Les particularités des matériaux alternatifs et les contraintes de la valorisation ... | 42 |
| 3.5 Evaluation environnementale des matériaux alternatifs | 43 |
| 3.6 Principales voies de valorisation des matériaux alternatifs | 43 |
| 3.6.1 Dans le matériau béton | 44 |
| 3.6.2 Dans le matériau routier | 45 |
| 3.6.3 Dans d’autres applications..... | 46 |
| 4 Evolution des méthodes de formulation des bétons | 46 |
| Partie II. L’intelligence artificielle dans le Génie Civil..... | 49 |
| 1 Les problèmes d’optimisation | 49 |
| 1.1 Vocabulaire et définitions | 50 |
| 1.2 Les Problèmes d’Optimisation Multiobjectifs (POM)..... | 51 |

| | | |
|--|---|----|
| 1.3 | La surface de compromis (Frontière de Pareto)..... | 52 |
| 2 | Les Algorithmes Génétiques | 53 |
| 2.1 | Evolution des Algorithmes Génétiques..... | 54 |
| 2.2 | Avantages et limites des Algorithmes Génétiques..... | 55 |
| 3 | L'apprentissage automatique (Principe et applications)..... | 56 |
| 3.1 | Types d'apprentissage | 56 |
| 3.2 | Facteurs de pertinence de l'apprentissage..... | 56 |
| 3.3 | La Programmation Génétique : du fonctionnement à la modélisation..... | 57 |
| 3.3.1 | Evolution de la Programmation Génétique | 59 |
| 3.3.2 | Multi-Gène Genetique Programming (MGGP)..... | 59 |
| 4 | Démarche globale | 60 |
| 5 | Analyse SWOT des Algorithmes Génétiques et la Programmation Génétique | 61 |
| Partie III. Contours de la thèse | | 62 |
| 1 | Objectifs et démarches..... | 62 |
| 2 | Les limites de la thèse..... | 64 |
| Conclusion du chapitre..... | | 65 |
| CHAPITRE 2: Caractérisation des matériaux..... | | 67 |
| Introduction du chapitre | | 68 |
| 1 | Matériel et mesures..... | 69 |
| 1.1 | La granulométrie | 69 |
| 1.2 | Les masses volumiques..... | 70 |
| 1.3 | La compacité..... | 71 |
| 1.4 | Pertes Au Feu (P.A.F)..... | 71 |
| 1.5 | Surface spécifique Blaine et BET | 71 |
| 1.6 | Analyse chimique par Fluorescence aux rayons X (FX) | 72 |
| 1.7 | Diffraction aux Rayons X (DRX) | 73 |
| 2 | Caractérisation des matériaux standards..... | 74 |
| 2.1 | Les granulats | 74 |
| 2.2 | Le ciment (Choix et origine)..... | 76 |
| 2.2.1 | Fiche d'identité du ciment | 76 |
| 2.2.2 | Analyse granulométrique..... | 77 |
| 2.2.3 | Composition minéralogique et chimique..... | 77 |
| 2.3 | Les additions minérales (Les fines) | 79 |
| 2.3.1 | Les cendres volantes | 79 |
| 2.3.2 | Fillers calcaires du boulonnais | 80 |
| 2.4 | Les adjuvants | 81 |
| 2.4.1 | Superplastifiant..... | 81 |

| | | |
|-------|--|-----|
| 2.4.2 | Agent entraîneur d'air..... | 82 |
| 3 | Caractérisation des matériaux alternatifs..... | 82 |
| 3.1 | Les Gravieres de Béton Recyclé (GBR)..... | 82 |
| 3.2 | Les sables de fonderie bruts..... | 85 |
| 3.3 | Sables de dragage..... | 86 |
| 3.4 | Sédiments de dragage (Marins et fluviaux)..... | 88 |
| 3.4.1 | Sédiments de Dunkerque..... | 88 |
| 3.4.2 | Sédiments de la Deûle..... | 90 |
| | Conclusion du chapitre..... | 91 |
| | CHAPITRE 3 : Modélisation de la compacité granulaire..... | 93 |
| | Introduction du chapitre..... | 94 |
| 1 | Base de données relative à la compacité des mélanges granulaires binaires..... | 96 |
| 2 | Etude paramétrique de la compacité granulaire..... | 96 |
| 2.1 | Matériaux de l'étude..... | 96 |
| 2.2 | Modes de compactage..... | 97 |
| 2.3 | Influence du mode de compactage sur la compacité des classes élémentaires.... | 101 |
| 2.4 | Compacité des mélanges granulaires binaires..... | 102 |
| 2.5 | Effet de l'étendue granulaire sur la compacité des mélanges binaires..... | 108 |
| 3 | Apprentissage automatique par Programmation Génétique..... | 110 |
| 3.1 | Critère d'évaluation des performances du modèle..... | 110 |
| 3.2 | Paramétrage de la PG..... | 112 |
| 3.3 | Modélisation de la compacité granulaire binaire par PG..... | 113 |
| 3.4 | Performances du modèle développé..... | 114 |
| 3.5 | Modélisation de la compacité granulaire binaire par MGGP..... | 118 |
| 4 | L'interface GUImines..... | 119 |
| 5 | Validation de l'approche : L'optimisation du squelette granulaire pour la formulation de bétons..... | 120 |
| | Conclusion du chapitre..... | 123 |
| | CHAPITRE 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs..... | 125 |
| | Introduction du chapitre..... | 126 |
| 1 | Application de la méthode hybride AG&PG dans la formulation de BHP..... | 127 |
| 2 | Base de données d'apprentissage..... | 127 |
| 3 | Modélisation de la résistance mécanique d'un BHP..... | 130 |
| 3.1 | Modélisation de la résistance mécanique d'un BHP par PG..... | 130 |
| 3.2 | Modélisation de la résistance mécanique d'un BHP par MGGP..... | 133 |
| 3.3 | Performances des modèles développés de la résistance mécanique..... | 134 |
| 4 | Modélisation de l'affaissement d'un BHP..... | 136 |

| | | |
|-----|---|-----|
| 4.1 | Modélisation de l'affaissement d'un BHP par PG..... | 136 |
| 4.2 | Modélisation de l'affaissement d'un BHP par MGGP | 136 |
| 4.3 | Performances des modèles de l'affaissement développés..... | 137 |
| 5 | Formulation d'un BHP par les Algorithmes Génétiques (AG) | 139 |
| 5.1 | Paramétrage de l'algorithme génétique..... | 139 |
| 5.2 | Validation de l'approche par un cas pratique..... | 140 |
| 6 | Impact de l'écriture des modèles prédictifs sur l'optimisation multiobjectifs | 144 |
| | Conclusion du chapitre..... | 148 |
| | CHAPITRE 5 : Formulation de mortiers à base de matériaux alternatifs..... | 149 |
| | Introduction du chapitre | 150 |
| 1 | Plan d'expériences et développement de la base de données du mortier | 151 |
| 2 | Modélisation des propriétés du mortier à base de sable fin de fonderie..... | 156 |
| 2.1 | Modélisation de la résistance à la compression du mortier par MGGP..... | 156 |
| 2.2 | Modélisation de la résistance à la flexion du mortier par MGGP..... | 158 |
| 2.3 | Modélisation de la maniabilité du mortier par MGGP | 160 |
| 2.4 | Modèle de la compacité granulaire | 161 |
| 2.5 | Modèle du coût | 162 |
| 3 | Optimisation multiobjectifs des mélanges de mortier à base de sable de fonderie . | 163 |
| 3.1 | Résultats et discussion | 164 |
| 3.2 | Validation au laboratoire des formulations de mortiers..... | 165 |
| 4 | Application de la méthode pour mortiers à base de sable de dragage..... | 167 |
| 4.1 | Résultats et discussion | 167 |
| 4.2 | Validation au laboratoire des formulations de mortiers..... | 168 |
| | Conclusion du chapitre..... | 170 |
| | Conclusion générale et perspectives..... | 171 |
| | Références bibliographiques | 176 |
| | Annexes..... | 182 |
| | Publications dans le même domaine | 185 |

Liste des symboles et notations

| | |
|------------|--|
| ADEME | Agence française De l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie |
| AMORCE | l'Association nationale des collectivités, des associations et des entreprises pour la gestion des déchets, de l'énergie et des réseaux de chaleur |
| AG | AG |
| BET | Brunauer, Emmett et Teller |
| BHP | Béton à Hautes performances |
| Bn 14/20 | Gravier de Boulonnais 14/20 |
| CETMEF | Centre d'ETudes Maritimes Et Fluviales |
| CNUED | Conférence des Nations Unies sur l'Environnement et le Développement |
| COT | Carbone Organique Total |
| CVCT | Cendres Volantes de Centrale Thermique |
| DPEB | Directive Européenne sur la Performance Energétique des Bâtiments |
| ECOSSED | ECONomie circulaire des SEDiments |
| FFB | Fédération Française du Bâtiment |
| Fillers-Bn | Fillers du Boulonnais |
| FX | Fluorescence aux rayons X |
| G.B.R | Granulats des Bétons Recyclés |
| GES | Gaz à Effet de Serre |
| Gn 0/4 | Sable de Gaurain 0/4 |
| Gn 4/8 | Gravier de Gaurain 4/8 |
| Gn 8/14 | Gravier de Gaurain 8/14 |
| GPMD | Grand Port Maritime de Dunkerque |
| IA | L'intelligence artificielle |
| IREX | Institut pour la Recherche Appliquée et l'Expérimentation en Génie Civil |
| CSDU | Centre de Stockage de Déchets Ultimes |
| LCPC | Laboratoire Central des Ponts et Chaussées |
| LMCU | Lille Métropole Communauté Urbaine |
| MAE | Moyenne des erreurs absolues (Mean absolute Error) |
| MEC | Modèle d'Empilement Compressible |
| MEDDE | Ministère de l'Écologie, du Développement Durable et de l'Énergie |
| MGGP | Multi-Gène Genetic Programming |
| MIDND | Mâchefers d'Incineration des Déchets Don Dangereux |

| | |
|-----------|---|
| MO | Matière Organique |
| MOM | Méthode d'Optimisation Multiobjectifs |
| OCDE | l'Organisation de Coopération et de Développement Économiques |
| PAF | Perte Au Feu |
| PCB | Polychlorobiphényle |
| PG | PG |
| POP | Polluant Organique Persistant |
| POM | Problème d'Optimisation Multiobjectifs |
| RECYBETON | Projet National Français du RECYclage du BETON |
| RMSE | Racine de l'erreur quadratique moyenne (Root Mean Square Error) |
| RPT | Les Résidus de Procédés Thermiques |
| Sed.Dunk | Sédiments de Dunkerque |
| Sab.Fond | Sable de Fonderie |
| Sab.Drag | Sable de Dragage |
| SSD | Etat Saturé Surface Sèche |
| SWOT | Force, Faiblesse, avantage, menaces (Strenghts, Weaknesses, Opportunities, Threats) |
| TBT | Tributylétain |
| UNPG | l'Union Nationale des Producteurs de Granulats |
| VBS | Valeur au bleu de méthylène |

Notations

| | |
|----------------|--|
| Aff | Affaissement du béton au cône d'Abraham |
| BET | Surface spécifique BET |
| β_m | Compacité résiduelle du mélange granulaire |
| β_x | Compacité résiduelle du composant X |
| C | Compacité |
| Cc | Coefficient de courbure |
| Cu | Coefficient d'uniformité |
| Dmoy | Diamètre moyen selon la formule de Mellor |
| dmin | Diamètre minimum d'une classe granulaire |
| Dmax | Diamètre maximum d'une classe granulaire |
| D _x | Dimension du tamis correspondant à X% de passant |
| I _p | Indice de plasticité |

| | |
|----------|--|
| K | Coefficient de serrage |
| L | Longueur |
| Man | Maniabilité mesurée au Maniabilimètre |
| Mh | Masse humide |
| Ms | Masse sèche |
| P | Surface de compromis ou la frontière de Pareto |
| pH | Potentiel hydrogène |
| S | Surface |
| Rc | Résistance à la compression |
| Rt | Résistance à la traction |
| ρ | La masse volumique |
| ρ_r | La masse volumique réelle |
| ρ_s | La masse volumique absolue (des grains solides) |
| VBS | Valeur au bleu de Méthylène |
| Vl | Volume de la phase liquide |
| Vs | Volume des particules solides |
| Vt | Volume total de l'élément considéré |
| W | Teneur en eau d'un sédiment |
| WL | Limite de liquidité |
| WP | Limite de plasticité |
| Wc | La consistance normale |
| Y1 | Proportion massique du composant le plus fin dans le mélange |

Liste des figures

| | |
|---|-----|
| Figure 1: Répartition des consommations énergétiques entre le chauffage et les matériaux de construction des bâtiments en fonction de leurs performances énergétiques et de leur durée de vie (Magniont, 2010). | 27 |
| Figure 2 : Les composantes de l'économie circulaire. | 28 |
| Figure 3 : Consommation intérieure apparente de matières en 2012. | 29 |
| Figure 4 : Production de déchets des activités économiques en 2012 en millions de tonnes. . | 30 |
| Figure 5 : Les types des déchets produits par l'activité de la construction en France. | 30 |
| Figure 6: Stock de Cendre volante. | 38 |
| Figure 7 : Aspect du mâchefer métallurgique de type clinker à la sortie d'un four. | 39 |
| Figure 8 : Moulage en sable de pièces en aluminium. | 40 |
| Figure 9 : Evolution des méthodes de formulation des bétons. | 47 |
| Figure 10: Les différents minima. | 50 |
| Figure 11: Représentation de la frontière de Pareto. | 52 |
| Figure 12: Fonctionnement des AG. | 53 |
| Figure 13 : Les Algorithmes évolutionnaires dans l'Intelligence Artificielle. | 57 |
| Figure 14: Fonction mathématique en forme d'arbre syntaxique. | 58 |
| Figure 15: Exemple de l'application du cross-over sur deux arbres. | 59 |
| Figure 16 : La méthode de formulation des bétons par Algorithmes Génétique et Programmation Génétique. | 60 |
| Figure 17: Tamis (A Gauche) Granulomètre laser de type Coulter LS 230(A droite). | 69 |
| Figure 18: Différentes phases d'un matériau granulaire. | 70 |
| Figure 19 : Pycnomètre à hélium (à gauche) et Pycnomètre à eau (à droite). | 70 |
| Figure 20 : Four pour la mesure de la perte au feu (P.A.F). | 71 |
| Figure 21 : Perméabilimètre de Blaine (A gauche) et l'Appareil pour mesurer la surface spécifique BET (A droite). | 72 |
| Figure 22: Appareil de Fluorescence X (FX). | 73 |
| Figure 23: Diffractogramme à rayon X. | 73 |
| Figure 24 : Granulats utilisés | 74 |
| Figure 25 : Courbes granulométriques des granulats utilisés..... | 75 |
| Figure 26 : Courbe granulométrique du ciment 52.5 N. | 77 |
| Figure 27 : Diagramme DRX du ciment d'étude (Amar et al. 2016). | 78 |
| Figure 28: Courbe granulométrique des Cendres volantes. | 79 |
| Figure 29 : Courbes granulométriques des fillers calcaires. | 80 |
| Figure 30 : Gravier de Béton Recyclé (GBR). | 83 |
| Figure 31 : Courbe granulométrique des GBR. | 83 |
| Figure 32 : Courbe granulométrique des sables de fonderie. | 85 |
| Figure 33 : Courbe granulométrique des sables de fonderie inférieurs à 0,2mm. | 86 |
| Figure 34 : Courbe granulométrique des sables de dragage. | 87 |
| Figure 35 : Concasseur de laboratoire à mâchoire. | 88 |
| Figure 36 : Courbes granulométriques des sédiments de Dunkerque. | 89 |
| Figure 37 : Courbes granulométriques des sédiments de la Deûle. | 90 |
| Figure 38 : Méthode par versement simple. | 98 |
| Figure 39 : Méthode par piquetage. | 98 |
| Figure 40 : Méthode par vibration+10KPa. | 99 |
| Figure 41: Perte de volume après vibration sous pression de 10 kPa. | 99 |
| Figure 42 : Table à chocs. | 100 |
| Figure 43 : Evolution de la compacité des matériaux standards en fonction du mode de compactage. | 101 |

| | |
|---|-----|
| <i>Figure 44 : Evolution de la compacité des matériaux alternatifs en fonction du mode de compactage.....</i> | 102 |
| <i>Figure 45 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins (YI) pour des mélanges binaires (Filler Bn-Gn4/8) et du mode de compactage.</i> | 103 |
| <i>Figure 46 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins(YI) pour des mélanges binaires (Gn0/4-Gn 4/8) et du mode de compactage.</i> | 104 |
| <i>Figure 47 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins pour des mélanges binaires (Gn8/14-Bn14/20) et du mode de compactage.</i> | 105 |
| <i>Figure 48 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins pour des mélanges binaires (Sed.Dunk-GBR) et du mode de compactage.</i> | 106 |
| <i>Figure 49 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins pour des mélanges binaires (Sed.Dunk- Sab.Fond) et du mode de compactage.</i> | 106 |
| <i>Figure 50 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins pour des mélanges binaires (Sab.Fond-GBR) et du mode de compactage.</i> | 107 |
| <i>Figure 51 : Variation de la compacité en fonction de l'étendue granulaire.</i> | 108 |
| <i>Figure 52 : Meilleur individu trouvé par la « PG » sous forme d'arbre syntaxique.</i> | 113 |
| <i>Figure 53 : Prédications du modèle PG pour les matériaux standards.</i> | 115 |
| <i>Figure 54 : Prédications du modèle RENE-LCPC pour les matériaux standards.</i> | 115 |
| <i>Figure 55 : Modèle PG Vs RENE-LCPC, dans la prédiction de la compacité des matériaux alternatifs.</i> | 116 |
| <i>Figure 56 : Variation des compacités expérimentales et théoriques (PG et RENE LCPC) pour quelques mélanges de matériaux standards et alternatifs.</i> | 117 |
| <i>Figure 57: Performances du modèle de la compacité granulaire issu de la MGGP.....</i> | 118 |
| <i>Figure 58 : L'Interface GUImines.</i> | 119 |
| <i>Figure 59 : L'utilisation de GUImines dans l'optimisation granulaire ternaire ($dA \geq dB \geq dC$).</i> | 120 |
| <i>Figure 60 : Evolution de la Fitness des modèles au fil des générations.....</i> | 131 |
| <i>Figure 61: Modèle prédictif de la résistance mécanique obtenu par PG présenté en arbre syntaxique.....</i> | 132 |
| <i>Figure 62 : Prédications du modèle Rc-PG1.....</i> | 134 |
| <i>Figure 63 : Prédications du modèle Rc-MGGP1.....</i> | 134 |
| <i>Figure 64 : Prédications du modèle Rc-MGGP2.....</i> | 135 |
| <i>Figure 65 : Prédications du modèle Aff-PG1.</i> | 137 |
| <i>Figure 66 : Prédications du modèle Aff-MGGP1.</i> | 138 |
| <i>Figure 67: Formulations optimales.</i> | 141 |
| <i>Figure 68 : Les différents résultats d'optimisation obtenus par les différents modèles.</i> | 145 |
| <i>Figure 69: Répartition des expériences dans un plan d'expériences complet pour notre cas d'étude.....</i> | 152 |
| <i>Figure 70: Plan factoriel optimisé de notre cas d'étude.</i> | 153 |
| <i>Figure 71: Prédiction du modèle de la résistance mécanique à la compression.</i> | 157 |
| <i>Figure 72 : Prédiction du modèle de la résistance mécanique à la flexion.</i> | 159 |
| <i>Figure 73 : Prédiction du modèle de la résistance mécanique à la flexion.</i> | 161 |
| <i>Figure 74 : Formulations optimales du mortier à base de sable de fonderie.....</i> | 165 |
| <i>Figure 75: Formulations optimales du mortier à base de sable de dragage.....</i> | 168 |

Liste des tableaux

| | |
|--|-----|
| <i>Tableau 1 : Prix comparés des granulats recyclés et de granulats naturels dans différents pays de l'Union Européenne.....</i> | 32 |
| <i>Tableau 2 : Principales catégories des granulats de démolition.</i> | 32 |
| <i>Tableau 3: Volume des sédiments dragués en France en 2009.</i> | 35 |
| <i>Tableau 4: Tonnages et pourcentages de mâchefers et métaux extraits.....</i> | 40 |
| <i>Tableau 5: Critères de classement pour l'utilisation des déchets en technique routière selon (OCDE, 1977).</i> | 45 |
| <i>Tableau 6 : Classification des problèmes d'optimisation.</i> | 51 |
| <i>Tableau 7 : Analyse SWOT de la Programmation Génétique.</i> | 61 |
| <i>Tableau 8: Analyse SWOT de la Algorithmes Génétique.....</i> | 61 |
| <i>Tableau 9 : Récapitulatif de la granulométrie des classes élémentaires utilisées.</i> | 75 |
| <i>Tableau 10 : Masse volumiques des granulats d'étude.</i> | 76 |
| <i>Tableau 11 : Fiche d'identité du ciment d'étude 52,5 N.....</i> | 76 |
| <i>Tableau 12 : Composition chimique du ciment obtenue par fluorescence X (% massique). ...</i> | 78 |
| <i>Tableau 13 : Granulométrie des cendres volantes.....</i> | 79 |
| <i>Tableau 14 : Propriétés des cendres volantes</i> | 80 |
| <i>Tableau 15 : Granulométrie des fillers calcaires.</i> | 80 |
| <i>Tableau 16 : Propriétés des fillers calcaires.</i> | 81 |
| <i>Tableau 17 : Caractéristiques du superplastifiant utilisé.....</i> | 81 |
| <i>Tableau 18 : Caractéristiques de l'agent entraîneur d'air.....</i> | 82 |
| <i>Tableau 19 : Granulométrie des GBR.....</i> | 84 |
| <i>Tableau 20 : Propriétés des GBR utilisés.....</i> | 84 |
| <i>Tableau 21 : Granulométrie des sables de fonderie.....</i> | 85 |
| <i>Tableau 22 : Propriétés des sables de fonderie</i> | 85 |
| <i>Tableau 23 : Granulométrie des sables de fonderies inférieurs à 0,2mm.</i> | 86 |
| <i>Tableau 24 : Granulométrie des sables de dragage.....</i> | 87 |
| <i>Tableau 25 : Propriétés des sables de dragage</i> | 87 |
| <i>Tableau 26 : Granulométrie sédiments de Dunkerque.</i> | 89 |
| <i>Tableau 27 : Propriétés physico-chimiques des sédiments de Dunkerque.....</i> | 89 |
| <i>Tableau 28 : Granulométrie sédiments de la Deûle.....</i> | 90 |
| <i>Tableau 29 : Propriétés physico-chimiques des sédiments de la Deûle.</i> | 90 |
| <i>Tableau 30 : Matériaux de l'étude.....</i> | 96 |
| <i>Tableau 31 : Résumé des valeurs de K (Indice de serrage) pour différents mode de mise en place</i> | 97 |
| <i>Tableau 32 : Récapitulatif de l'étendue granulaire des différents mélanges granulaire.</i> | 108 |
| <i>Tableau 33 : Paramétrage de la PG.....</i> | 112 |
| <i>Tableau 34 : Performances du modèle.....</i> | 114 |
| <i>Tableau 35 : Formulations des bétons et résultats.....</i> | 121 |
| <i>Tableau 36: Extrait de la base de données utilisée.....</i> | 128 |
| <i>Tableau 37 : Caractéristiques des matériaux de la base de données.....</i> | 129 |
| <i>Tableau 38: Paramétrage principal de la PG.....</i> | 130 |
| <i>Tableau 39 : Paramétrage principal de la MGGP.....</i> | 133 |
| <i>Tableau 40: Paramétrage principal de la PG.....</i> | 136 |
| <i>Tableau 41 : Paramétrage principal de la MGGP.....</i> | 137 |
| <i>Tableau 42 : Paramétrage des AG.....</i> | 139 |
| <i>Tableau 43 : Paramétrage des AG.....</i> | 139 |
| <i>Tableau 44 : Cahier de charge d'un BHP.....</i> | 140 |
| <i>Tableau 45: Quelques solutions optimales de la frontière de Pareto.....</i> | 141 |

| | |
|--|-----|
| <i>Tableau 46: Dosage des composants des formulations testées.....</i> | 142 |
| <i>Tableau 47: Résistance mécanique et affaissement obtenus sur les formulations testées.</i> | 142 |
| <i>Tableau 48 : Combinaisons des différents modèles.</i> | 144 |
| <i>Tableau 49 : Paramétrage des AG.....</i> | 145 |
| <i>Tableau 50 : Intervalles des variations des inputs.....</i> | 145 |
| <i>Tableau 51 : Quelques solutions optimales de la frontière de Pareto (P3).</i> | 146 |
| <i>Tableau 52: Dosage des composants des formulations testées.....</i> | 147 |
| <i>Tableau 53: Résistance mécanique et affaissement obtenus sur les formulations testées.</i> | 147 |
| <i>Tableau 54: Identification des niveaux des facteurs du plan d'expériences.....</i> | 152 |
| <i>Tableau 55 : Plan d'expérience optimisé détaillé.</i> | 154 |
| <i>Tableau 56 : Extrait de la base de données réalisée.....</i> | 155 |
| <i>Tableau 57 : Paramètres utilisés de la MGGP dans la modélisation de la résistance à la compression.....</i> | 156 |
| <i>Tableau 58 : Performances du modèle de la résistance mécanique à la compression.....</i> | 157 |
| <i>Tableau 59 : Paramètres utilisés de la MGGP dans la modélisation de la résistance à la flexion.</i> | 158 |
| <i>Tableau 60 : Performances du modèle de la résistance mécanique à la flexion.</i> | 159 |
| <i>Tableau 61 : Paramètres utilisés de la MGGP dans la modélisation de la maniabilité.....</i> | 160 |
| <i>Tableau 62 : Performances du modèle de la maniabilité.</i> | 161 |
| <i>Tableau 63 : Paramétrage des AG pour l'optimisation des mélanges du mortier.</i> | 163 |
| <i>Tableau 64 : Cahier de charge du mortier formulé.</i> | 163 |
| <i>Tableau 65 : Intervalles des variations des inputs (Dosages potentiel des constituants).....</i> | 164 |
| <i>Tableau 66 : Formulations optimales du mortier à base de sable de fonderie obtenues par AG.....</i> | 164 |
| <i>Tableau 67 : Résultats obtenus pour les formulations testées au laboratoire.</i> | 166 |
| <i>Tableau 68: Formulations optimales des mortiers à base de sable de dragage.....</i> | 167 |
| <i>Tableau 69 : Résultats obtenus pour les formulations testées au laboratoire.</i> | 168 |

Introduction générale et problématique

La demande croissante de nos chantiers en matières premières épuise les ressources naturelles en matériaux. Dans certaines régions, les distances de transport posent des problèmes de compétitivité évidents, aussi la réglementation de plus en plus sévère vis-à-vis de l'ouverture de nouvelles carrières, sont des raisons parmi d'autres, qui ont poussé les scientifiques et industriels à conjuguer leurs efforts, pour trouver de nouvelles sources de matières premières. Il convient par conséquent d'optimiser l'utilisation des matériaux standards et surtout les matériaux alternatifs qui sont les sous et coproduits industriels, dans une optique d'écologie industrielle.

L'idée sous-jacente est de limiter l'impact de l'industrie sur l'environnement et à le rendre compatible avec les écosystèmes naturels dans une démarche d'économie circulaire.

La valorisation des matériaux alternatifs dans le domaine du génie civil connaît un essor important ces dernières années, toutefois cette pratique connaît certaines limites. En effet, en plus d'un manque de réglementation claire, le manque d'outils adaptés et adaptables à l'utilisation des matériaux alternatifs, font reculer parfois les industriels, du fait que les matériaux alternatifs ne présentent pas les mêmes caractéristiques que les matériaux standards. Aussi, leurs utilisations avec des matériaux standards nécessitent de mettre en place des méthodes de formulation prenant en compte leurs spécificités.

Les méthodes de formulation développées jusqu'alors sur les matériaux standards, réduisent le problème de formulation dans la plupart des applications du génie civil à un problème de compacité granulaire (courbes Proctor pour les travaux routiers, empilement granulaire optimal pour la formulation des bétons,). Or, on s'aperçoit rapidement que ce critère de compacité est, dans certaines applications et certaines conditions, une condition nécessaire mais pas suffisante. En effet, quand il s'agit de favoriser la proportion d'un matériau alternatif dans une formulation pour répondre à un critère d'usage, en fonction d'autres ingrédients (ou paramètres) cette proportion peut être plus ou moins importante. Dans ce processus d'optimisation, en plus des caractéristiques mécaniques des matériaux formulés, d'autres critères de choix peuvent être intégrés dans une démarche d'Optimisation Multiobjectifs comme le coût des formulations. Dans le cadre de ce travail de thèse, pour répondre aux problèmes de l'optimisation des formulations des matériaux du génie civil, nous explorerons les capacités des outils de l'intelligence artificielle.

Notre cas d'étude dans le cadre de ce travail, est un mortier de bétons. L'outil auquel nous aspirons est capable de tester numériquement plusieurs formulations à base de matériaux alternatifs et proposer les meilleures formulations qui satisfont simultanément à plusieurs critères fixés par le cahier des charges. Ceci paraît très complexe à l'état de connaissances actuelles mais l'exploitation des nouveaux algorithmes issus de l'intelligence artificielle nous a permis de concrétiser cette démarche dans une méthode de formulation présentée dans ce travail.

L'aboutissement à cette nouvelle méthode a nécessité de décomposer le problème de formulation en deux niveaux. D'une part la prise en compte des spécificités des déchets et leurs impacts sur les propriétés des matériaux développés, qui en soit est un problème très complexe, et d'autre part, l'optimisation simultanée de plusieurs propriétés du matériau formulé en proposant un ensemble de solutions optimales, qui de fait sera abordée comme un Problème d'Optimisation Multiobjectifs (POM).

De nombreuses Méthode d'Optimisation Multiobjectifs (MOM) existent. Les méthodes métaheuristiques, et en particulier les Algorithmes Génétiques (AG), sont souvent employés pour la mise en œuvre de l'approche de Pareto lorsque l'ensemble « des solutions compromis » est recherché (et non pas une seule solution optimale). Un AG est un algorithme évolutionnaire qui calcule de façon itérative des solutions approchées d'un POM en un temps de calcul raisonnable à partir de valeurs initiales aléatoires des paramètres à optimiser. Pour cela, il utilise un processus de sélection naturelle et des techniques de reproduction génétique pour converger au fur et à mesure des itérations vers une approximation du Front de Pareto.

Cependant, l'efficacité des AG dépend fortement des fonctions d'évaluation des individus ou des solutions proposées, qui sont des modèles utilisés en guise de fonctions-objectifs (Park, 2013). Ainsi le choix des fonctions-objectifs sera d'une importance capitale. Il est, au préalable, primordial de développer ou d'optimiser les modèles prédictifs existants avec des outils adaptés. Nous avons pour cela utilisé l'Apprentissage Automatique via la Programmation Génétique « PG » comme algorithme d'apprentissage performant, pour développer des modèles prédictifs adaptés à l'utilisation des matériaux alternatifs.

La combinaison des AG et la PG, nous a permis de proposer une méthode hybride qui répond au problème de formulation des matériaux alternatifs pour les applications du Génie Civil. Cette méthode a été appliquée et validée pour deux cas d'étude : le premier cas, un

béton à hautes performances à base de cendre volantes et le second cas, un mortier à base de sable de fonderie et sable de dragage.

Des études spécifiques ont été menées également, sur ces outils novateurs, pour appréhender la répétabilité des résultats de l'apprentissage automatique sur les mêmes données d'apprentissage et l'impact de la forme de l'écriture mathématique des modèles développés sur les résultats de l'optimisation par AG. Nous nous sommes intéressés également à la robustesse des modèles développés par la PG ou la MGGP.

Quant à l'optimisation multiobjectifs, nous nous sommes penchées particulièrement sur la répétabilité des résultats de l'optimisation en utilisant les mêmes fonctions-objectifs, ou encore l'influence de l'espace de recherche sur les résultats des AG.

La nécessité des données d'apprentissage pour la PG, nous a conduits également à développer des bases de données et une caractérisation adaptée des matériaux de l'étude. Ces bases de données ont nécessité au préalable des études paramétriques détaillées et la mise en place de plans d'expériences.

Enfin, la méthode hybride de formulation des matériaux de construction à base de sous-produits industriels, proposée dans ce travail a été validée par des tests en laboratoire sur les deux cas d'études évoqués ci-dessus.

CHAPITRE 1:Etat de l'art et contexte

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

Introduction du chapitre

Le contexte environnemental mondial a placé la question environnementale au cœur des débats scientifiques, plus spécialement les questions de la pollution et de la gestion des déchets. Dans le domaine du Génie Civil réputé par sa grande consommation de matériaux naturels, les avancées scientifiques ont permis de valoriser différentes variétés de sous-produits industriels dans les applications de béton et en technique routière, dans une démarche d'économie circulaire. Cependant, les méthodes de formulation n'ont pas évolué autant, et les méthodes de formulation conventionnelles développées sur la base des matériaux standards s'avèrent de moindre efficacité dans les formulations des matériaux alternatifs, en raison de leurs spécificités.

Dans ce chapitre, nous allons faire un état de l'art sur la production des déchets, la réglementation actuelle qui régit la gestion de ces derniers, ainsi que les avancées scientifiques autour de la valorisation des déchets dans le domaine du Génie Civil, ensuite nous définissons les concepts de base de l'intelligence artificielle en rapport avec les outils utilisés dans cette thèse, dans le but de proposer une méthode novatrice de formulation de béton à base de matériaux alternatifs.

A la fin de ce chapitre, nous rappelons l'objectif et la démarche suivie et nous définissons les limites de cette thèse.

Partie I. La valorisation des matériaux alternatifs dans les bétons

1 Les enjeux du développement durable dans le Génie Civil

Le développement durable est une conception du bien commun considérée à l'échelle de la Terre. La définition la plus répandue du développement durable est celle proposée en 1987 dans le rapport Brundtland le définissant comme étant un développement qui répond aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures à répondre à leurs propres besoins (Brundtland 1987). Cette notion vise à prendre en compte, en plus de l'économie, les aspects environnementaux et sociaux qui sont liés à des enjeux de long terme.

Dans le contexte actuel, la capacité des générations futures à subvenir à leurs besoins se trouve incontestablement menacée. Des situations critiques dont les indicateurs les plus parlants sont le réchauffement climatique identifié, aujourd'hui, comme une conséquence du rejet en quantité importante de gaz à effet de serre par les activités humaines et la raréfaction des ressources naturelles, dont certaines sont indispensables au fonctionnement de nos sociétés. Devant ce schéma, le problème du développement durable ne se pose donc plus sous l'angle des droits des générations futures, mais des obligations et des devoirs des générations actuelles (Wikipédia, 2016).

Cette prise de conscience au niveau international a conduit à l'organisation de la Conférence des Nations Unies sur l'Environnement et le Développement (CNUED) appelée également « Sommet de la Terre », organisée la première fois à Rio de Janeiro en Juin 1992, puis à l'adoption, 5 ans plus tard, du Protocole de Kyoto par les représentants de 160 pays. Trente-huit pays industrialisés se sont ainsi engagés à réduire globalement entre 2008 et 2012 leurs émissions de gaz à effet de serre (GES) de 5.2% par rapport au niveau de 1990 (Magniont, 2010). La 11^e conférence des parties siégeant en tant que réunion des parties au protocole de Kyoto a eu lieu dans le cadre de la COP 21, tenue à Paris en Novembre 2015.

Dans le cadre des engagements au niveau mondial et européen, les différents pays agissent prioritairement sur les secteurs économiques de grands impacts sur les consommations énergétiques ou l'émission de GES, à savoir le transport et l'industrie et surtout le secteur du bâtiment. La Directive Européenne sur la Performance Energétique des Bâtiments (DPEB) de 2002, constitue le cadre réglementaire au niveau européen qui fixe les exigences concernant le secteur du bâtiment pour atteindre les engagements pris dans le cadre du protocole de Kyoto.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

En France, le secteur de la construction est responsable de 43% des consommations d'énergie devançant les transports (31%) ou l'industrie (20%). Quant aux émissions de GES totales, le secteur de la construction génère 25%, contre 28% pour les transports et 21% pour l'industrie. De plus, la part du secteur du bâtiment s'est fortement accrue ces dernières années, les émissions de CO₂ liées au résidentiel et au tertiaire ont augmenté de 23,3% tandis que dans le même temps celles de l'industrie ont diminué de 21,6%, entre 1996 et 2004 (Magniont, 2010).

Le Plan Climat 2004, dans son chapitre « Bâtiment et écohabitat », constitue la transposition en droit français de la DPEB. Il présente les engagements et contributions françaises dans la lutte contre le réchauffement climatique, par la mise en place de dispositifs agissant sur plusieurs niveaux : le diagnostic et la réhabilitation thermique dans l'existant, la réduction de la consommation dans les logements neufs mais aussi sur l'amélioration des performances énergétiques des bâtiments qui induit l'évolution de la répartition des impacts, et une place de plus en plus grande est réservée pour les phases de construction et de démolition des ouvrages.

En effet, même si actuellement, l'exploitation des bâtiments prend la plus grande part des consommations énergétiques, l'évolution des constructions de plus en plus isolées va tendre à augmenter davantage la part des matériaux de construction dans les consommations énergétiques et les émissions de CO₂. La Figure 1 présente l'évolution du poids relatif des matériaux de construction et du chauffage dans les consommations énergétiques des bâtiments. Il passe de 15% à 75% dans des bâtiments consommant respectivement 200 et 15 kWh/m².an.

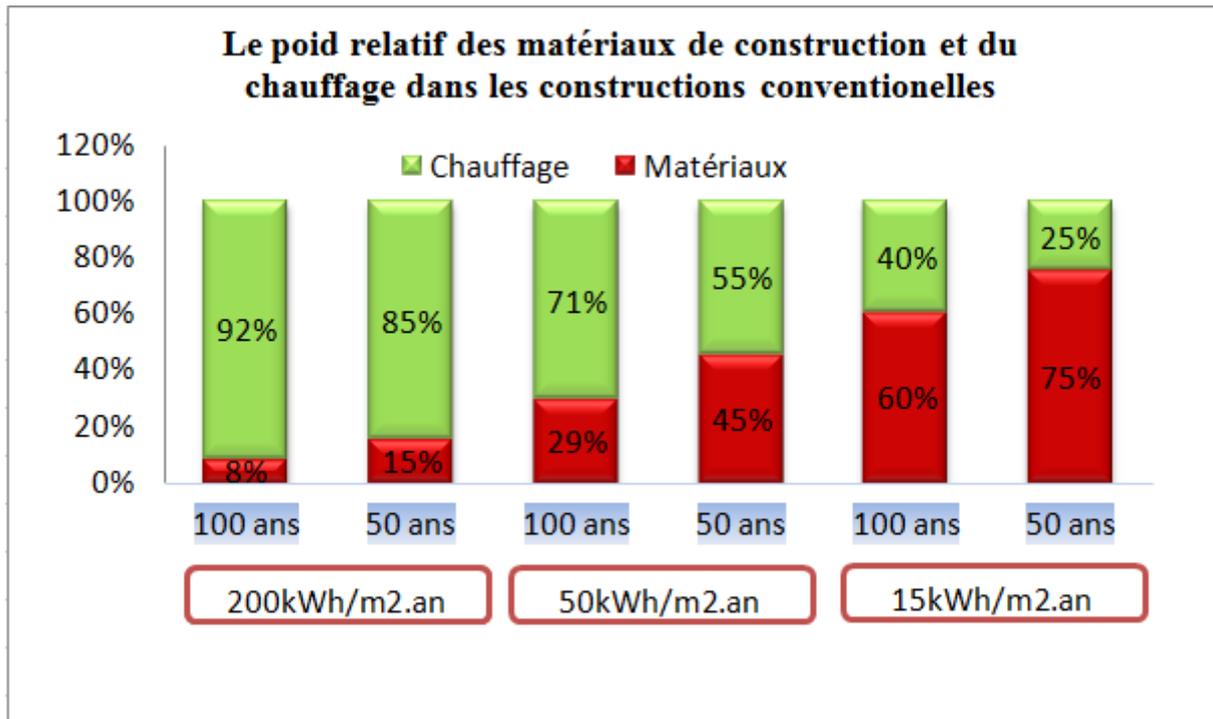


Figure 1: Répartition des consommations énergétiques entre le chauffage et les matériaux de construction des bâtiments en fonction de leurs performances énergétiques et de leur durée de vie (Magniont, 2010).

Dans ce contexte, le développement de matériaux alternatifs dans le domaine du Génie Civil, s'annonce comme une priorité incontournable pour répondre aux engagements fixés dans le cadre du développement durable (Sadok and Mekerta, 2013). Ces matériaux alternatifs doivent répondre aux critères techniques habituellement exigés des matériaux de construction « standards », voire même en améliorant le coût environnemental et économique.

2 De l'Eco-matériau à l'économie circulaire

Le nouveau concept d'une économie qui fonctionne en boucle nous a imposé, en premier lieu, de nous passer de la notion de déchet et la notion de l'Eco matériau est désormais privilégiée.

A ce jour, il n'y a pas encore de définition officielle de l'éco matériau. En tenant compte de la définition d'un matériau alternatif, on peut le définir comme « *un matériau renouvelé, issu d'un usage antérieur, il satisfait naturellement ou après traitement aux cahiers des charges des matériaux naturels standards, il est de faible impact environnemental et potentiellement intégrable dans la boucle d'économie circulaire* ».

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

L'économie circulaire vise à changer la vision du monde par rapport à l'économie dite linéaire, en limitant le gaspillage des ressources et l'impact environnemental, tout en augmentant l'efficacité des produits à tous les stades de vie. On peut scinder l'économie circulaire en deux volets, le premier est la Production et l'offre de biens et de services, qui porte principalement sur une conception intelligente et fonctionnelle, quant au deuxième volet il vise la Consommation, la demande et le comportement qui porte sur une consommation responsable, collaborative et privilégie une consommation en boucle fermée. La Figure 2 récapitule les composantes principales de l'économie circulaire.

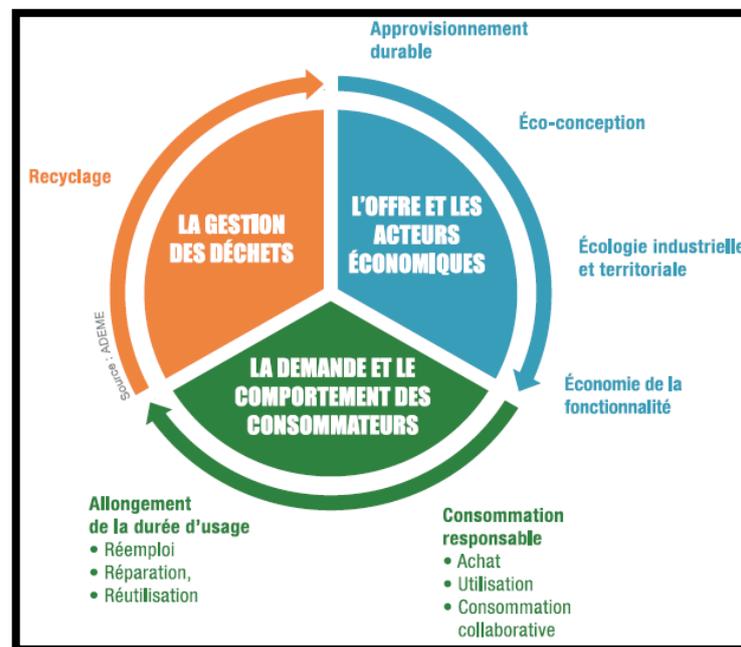


Figure 2 : Les composantes de l'économie circulaire.

La loi de Transition énergétique pour la croissance verte adoptée en Aout 2015 (*LOI n° 2015-992 du 17 août 2015 relative à la transition énergétique pour la croissance verte*, 2015), se donne comme objectif de « lutter contre les gaspillages et promouvoir l'économie circulaire ». Dans ce cadre, la politique nationale de prévention et de gestion des déchets apparaît comme un levier essentiel de cette transition vers l'économie circulaire.

3 Les matériaux alternatifs dans le Génie Civil

Les matières mobilisées pour la consommation intérieure française représentent 782 millions de tonnes en 2012, contre 805 millions de tonnes en 2011. Ce sont en grande partie des matériaux de construction (50 %), des produits agricoles et dérivés (30 %) et des combustibles fossiles (17 %). Les autres matériaux ne représentent que 3 % des matières

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

mobilisées (minéraux métalliques 2 %, autres 1 %). La Figure 3 récapitule les quantités de matière mobilisée en France pour la consommation intérieure

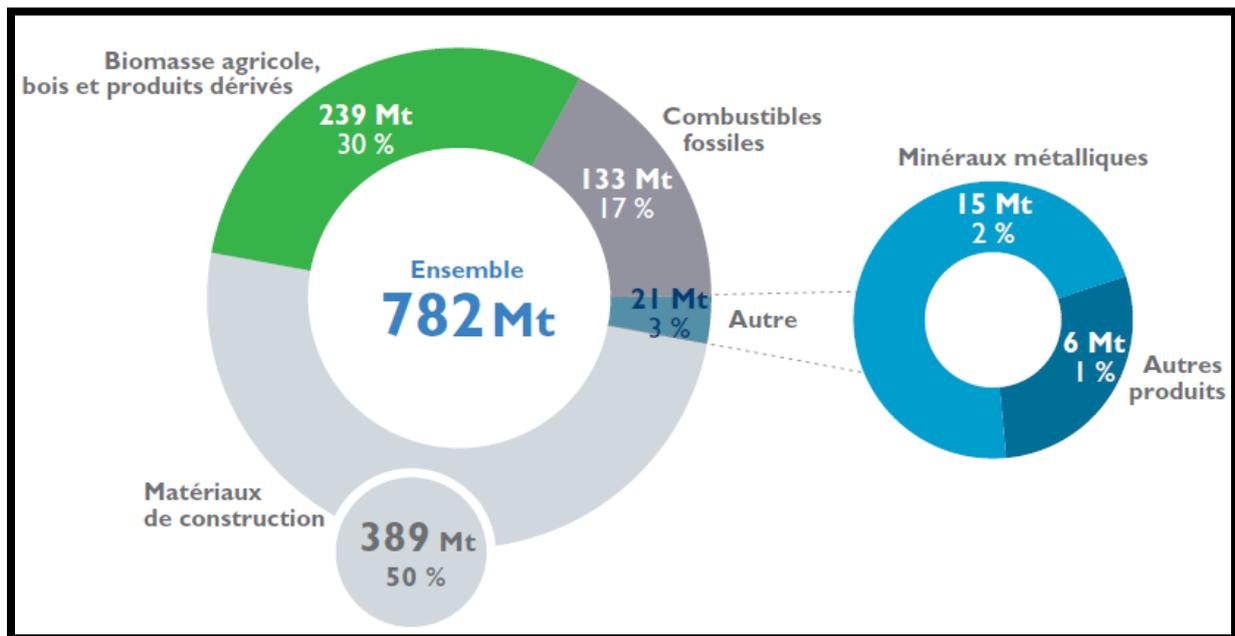


Figure 3 : Consommation intérieure apparente de matières en 2012 (ADEME, 2015).

En parallèle, la production de déchets des activités économiques en France, a représenté 315 millions de tonnes dans la même année 2012, sans comptabiliser les déchets agricoles qui sont réutilisés dans l'exploitation, ces quantités sont récapitulées dans la Figure 4 et réparties comme suit :

- 247 millions de tonnes pour le secteur de la construction, soit 78 %.
- 24 millions de tonnes pour l'industrie (hors industries liées au traitement des déchets et à la dépollution) soit environ 8%.
- 22 millions de tonnes pour le tertiaire (services, transports et commerces) soit 7%.
- 19 millions de tonnes pour le secteur de traitement des déchets, assainissement et dépollution, soit 6%.
- 1,3 million de tonnes pour le secteur de la pêche et de l'agriculture, soit 1%.

Ces chiffres sont récapitulés dans la Figure 4.

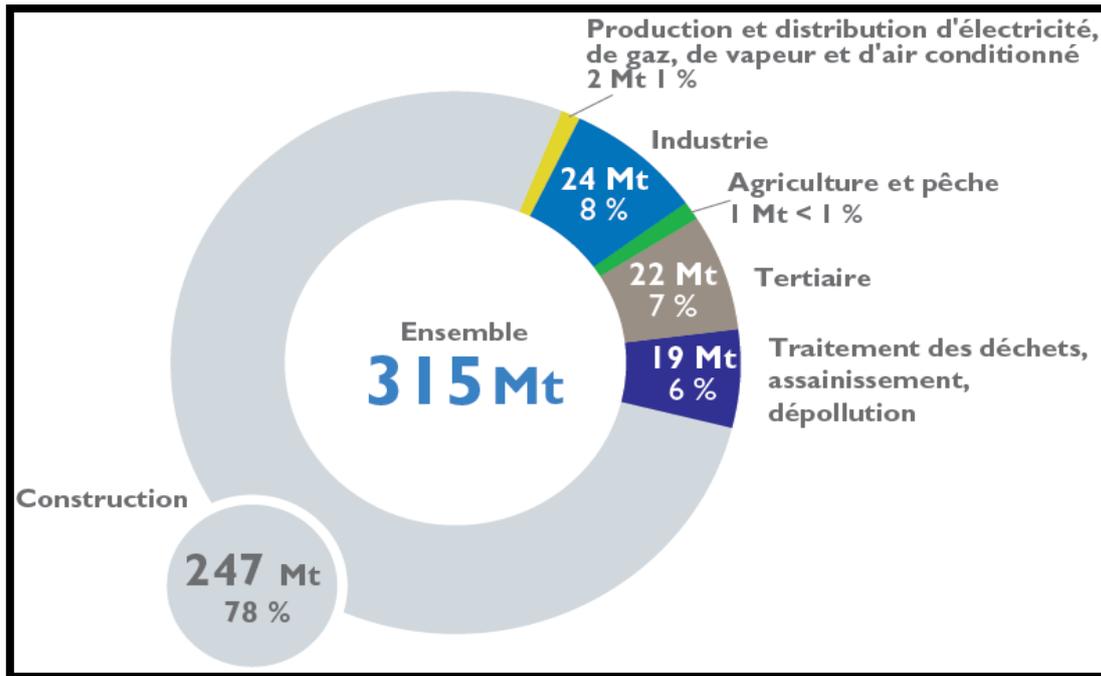


Figure 4 : Production de déchets des activités économiques en 2012 en millions de tonnes (ADEME, 2015).

La production de déchets intervient aussi bien dans les étapes de fabrication de biens (déchets de fabrication) que dans les étapes de consommation intermédiaires et finales (déchets post-consommation) d'où leurs différences de nature. La Figure 5 présente la composition des déchets du BTP produits en France.

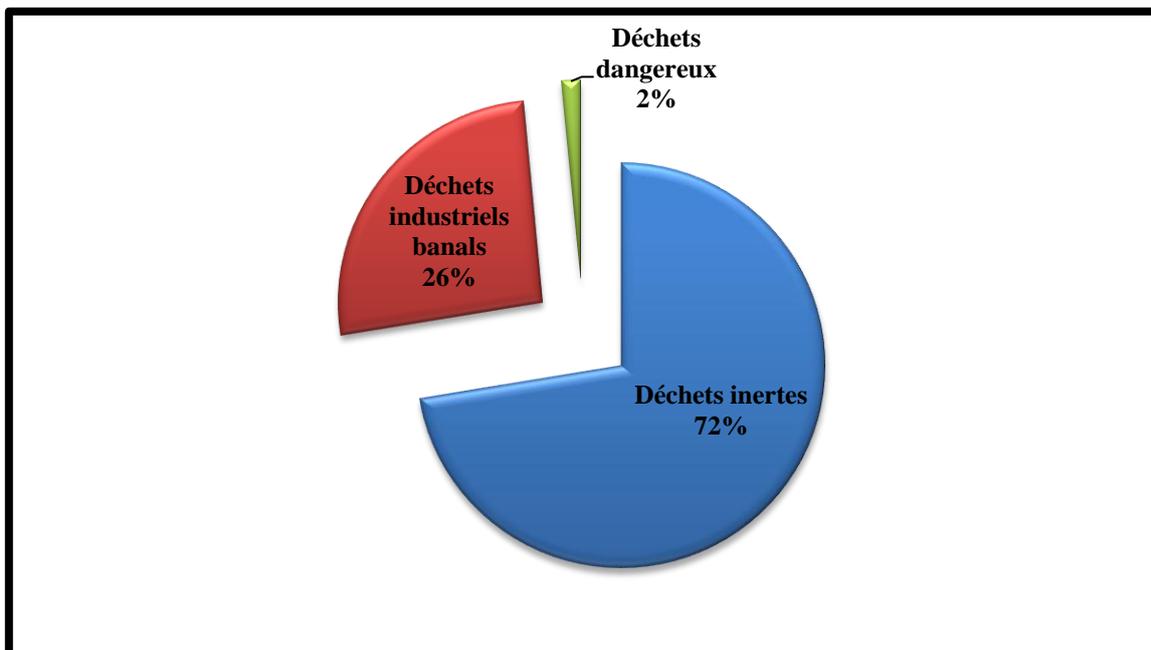


Figure 5 : Les types des déchets produits par l'activité de la construction en France (FFB, 2014).

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

Compte tenu de leurs caractéristiques géotechniques et environnementales, certains de ces déchets minéraux peuvent se substituer, après élaboration, aux matériaux naturels dans le domaine du Génie civil. Ces matériaux alternatifs constituent alors un moyen de préserver les ressources naturelles en contribuant à une économie circulaire. Leur utilisation permet de répondre aux objectifs communautaires en matière de valorisation des déchets, ainsi qu'à la réduction de leur stockage. Afin de promouvoir l'utilisation de matériaux alternatifs en techniques routières, des outils méthodologiques ont été élaborés par le Ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie et les professionnels. Ils visent à fournir aux maîtres d'ouvrage, maître d'œuvre et entreprises, les prescriptions et exigences opérationnelles relatives à l'acceptabilité, mécanique et environnementale, des matériaux alternatifs en techniques routières.

Dans un contexte de développement de l'économie circulaire, le domaine du Génie Civil, générateur d'un gros volume de déchets, peut se transformer en un secteur parmi les plus producteurs de matériaux alternatifs si la valorisation des déchets générés est développée et encouragée. Dans ce qui suit nous allons donner les chiffres clés relatifs aux principaux déchets produits et/ou utilisés dans le domaine de la construction.

3.1 Les matériaux de démolition

Bien que le recyclage des chantiers routiers s'avère très efficace en France, la réutilisation des déchets de démolition du secteur du bâtiment reste encore limitée. En effet, les déchets des ouvrages d'art sont facilement recyclables, puisque ils sont souvent constitués uniquement de béton, alors que dans un bâtiment, le béton cohabite avec d'autres matériaux très divers (Plâtre, bois, plastiques, métaux, verre ...). Le recyclage du béton n'est alors possible qu'à la suite d'un tri des matériaux, souvent onéreux, on parle ici de déconstruction.

Les utilisations les plus courantes, actuellement, des bétons recyclés sont dans les remblaiements et les sous-couches de fondation en technique routière. Or, la réutilisation de ces bétons sur place serait judicieuse d'un point de vue technique et économique, puisque cela permettra à la fois une économie des ressources naturelles, une limitation de la mise en décharge, mais surtout une mise en œuvre rapide et une diminution des transports.

Du point de vue de la réglementation, l'utilisation des Granulats des Bétons Recyclés (G.B.R) a été autorisée (la norme NF EN 206), sauf dans les bétons précontraints. Cependant,

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

cette utilisation est limitée dans les proportions qui dépendent étroitement de la qualité des granulats recyclés et de la classe de résistance souhaitée pour le béton (Laneyrie, 2014).

D'après les chiffres de l'UNPG (Union National des Producteurs de Granulats), en 2012 l'utilisation annuelle de granulats en France a atteint 360 millions de tonnes. Cependant les importantes sources d'approvisionnement en granulats naturels en France, en comparaison avec les autres pays européens, représentent un frein pour le développement de la filière si on néglige le coût environnemental, ce qui est malheureusement le cas actuellement. Le Tableau 1 récapitule les prix des granulats standards et recyclés dans les pays européens. Le rapport $\frac{1}{2}$ exprime le rapport de prix entre agrégat recyclés et naturels.

| Pays | Prix moyen des agrégats recyclés (1), €/t | Prix moyen des agrégats naturels (2), €/t | Rapport (1)/(2) |
|-------------|---|---|-----------------|
| France | 4,4-9,0 | 3,6-6,5 | 1,2-1,4 |
| Belgique | 2,4-7,2 | 2,4-10,8 | 0,65-1 |
| Allemagne | 4,8-8,4 | 5,6-8,8 | 0,85-0,95 |
| Pays-Bas | 8,7 | 11,4 | 0,75 |
| Royaume-Uni | 3,3-8,4 | 4,4-15,2 | 0,55-0,75 |
| Espagne | 3,0 | 6,0-14,4 | 0,2-0,5 |

Tableau 1 : Prix comparés des granulats recyclés et de granulats naturels dans différents pays de l'Union Européenne (UEPG, 2005).

3.1.1 Les catégories de matériaux de démolition

Souvent, les matériaux de démolition présentent une grande diversité, et nécessitent au préalable une sélection afin d'être réutilisés. Les grandes catégories sont présentées dans le Tableau 2.

| Catégorie | Type de matériaux | Caractéristiques principales |
|-----------|--|---|
| 1 | Les matériaux de déconstruction de bâtiments et ouvrages d'art | Béton (armé ou non), sans enduit, ni plâtre, ni amiante ou autre déchets industriels spéciaux. |
| 2 | Les matériaux de déconstruction de chaussées | Traités ou non aux liants hydrauliques ou hydrocarbonés, bordures en béton, pierre naturelle. (nb : les granulats enrobés de liant hydrocarbonés sont impropres à la formulation de nouveaux bétons) |
| 3 | Les mélanges de matériaux composites | Ossatures en béton, maçonnerie relativement pauvres en plâtre, verre, bois, plastique... etc. |
| 4 | Les mélanges hétérogènes | même type que la catégorie 3, mais avec des teneurs en matériaux indésirables supérieures à 10%. |

Tableau 2 : Principales catégories des granulats de démolition (Laneyrie, 2014).

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

Les catégories (1) et (2) couvrent plus de 90% des approvisionnements. Il existe cependant quelques étapes primordiales à suivre pour obtenir un produit de recyclage répondant aux caractéristiques souhaitées à savoir :

- Réduction éventuelle des plus gros éléments à l'aide d'un brise roche hydraulique,
- Concassage primaire à l'aide d'un concasseur à percussion ou à mâchoires, suivi d'un déferrailage électromagnétique,
- Criblage, visant à éliminer les matériaux indésirables,
- Si nécessaire, concassage secondaire sur la fraction supérieure du concassage primaire.

3.1.2 Paramètres influents sur les caractéristiques des granulats recyclés

Une des spécificités majeures des granulats recyclés issus de la déconstruction est l'absorption. Différents auteurs proposent des valeurs d'absorption variant de 3 à 12% (Padmini et al., 2009, 2009; Rao et al., 2007; Zhao, 2014). Les mêmes auteurs s'accordent à dire que ces valeurs dépendent du béton « parent » défini comme le béton à partir duquel ont été produits les granulats recyclés, mais d'une manière générale, cette valeur d'absorption est supérieure à celle des granulats naturels (comprise entre 0,5 et 3%). Cette différence est principalement due aux résidus de mortier adhérent aux granulats naturels de départ, plus poreux que la pierre d'origine des granulats, ce qui augmente globalement l'absorption d'eau du nouveau granulats recyclé. Padmini (Padmini et al., 2009) évoquent d'autres paramètres qui régissent l'absorption d'eau des granulats recyclés comme :

- La nature des granulats dans le béton parent,
- Les performances mécaniques du béton parent (un béton de grandes performances mécaniques donne des granulats avec une plus grande teneur en pâte, et donc plus absorbants).
- La taille maximale des granulats utilisés dans le béton parent : en effet, plus le granulats naturel initial est petit, plus la surface spécifique totale disponible est grande, et donc plus les granulats recyclés sont riches en ancien mortier.

Quant à la qualité des granulats recyclés, elle se trouve fortement influencée par la présence de contaminants des sites de leurs provenances. En effet, on trouve parmi les granulats recyclés, du bois, du plastique, du verre, du bitume, du gypse, des matières organiques de différentes natures ou des contaminations sous forme de chlorures ou de

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

sulfates. La présence de ces contaminants peut provoquer une baisse de la résistance en compression pouvant aller jusqu'à 15% de perte par rapport à un béton sans contaminant (Lamond et al., 2001).

3.1.3 Avancées scientifiques et techniques en Europe sur les granulats recyclés

Il existe une grande disparité entre les pays européens dans l'utilisation des bétons recyclés, le record est détenu par la Suisse avec 95% de béton recyclé secondé par l'Allemagne avec 80% de béton recyclé quant à la France elle prend la troisième place avec 62% des taux de recyclage de ses bétons, mais l'objectif reste d'éliminer complètement le béton de ses décharges, une obligation déjà en vigueur notamment dans les pays scandinaves.

Les engagements européens sur la question environnementale ont permis la mise en place de projets expérimentaux de réutilisation du béton recyclé dans plusieurs pays, dont fait partie le projet français RECYBETON, dont le but est d'aboutir à des normes visant à cadrer l'utilisation des bétons recyclés, afin de permettre enfin en France leur bonne utilisation dans le bâtiment (IREX, 2011).

Le projet national sur le recyclage complet des bétons (RECYBETON) est un projet de recherche et développement collaboratif soutenu par le Ministère de l'Ecologie et du Développement Durable, d'une durée de 5 ans. Il regroupe des industriels et universitaires spécialistes du génie civil, et vise à changer la tendance au niveau national en favorisant la réutilisation de l'intégralité des produits issus des bétons déconstruits. Le projet comporte d'autres travaux, nous citons :

- L'élaboration de stocks homogènes de granulats issus du recyclage ;
- La détermination des caractéristiques des matériaux recyclés ;
- L'élaboration de ciments incorporant des recyclés ;
- L'étude des impacts socio-économiques et sanitaires du développement de la filière de recyclage des bétons ;
- La valorisation des résultats de la recherche auprès des différents publics pendant et après le projet.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

3.2 Boues et sédiments de dragage

Les boues de curage sont définies comme étant les matières (exceptées les matières exogènes) enlevées du lit et des berges des cours et plans d'eau ou de leurs ouvrages annexes du fait des travaux de dragage ou de curage. Les sédiments de dragage marins préoccupent particulièrement les gestionnaires en raison des quantités énormes extraites chaque année (Mekerta et al., 2016). En effet, leur valorisation permet de réduire le coût des opérations de dragage et peuvent combler le manque de matière première (Bourabah, 2012), (Sadok, 2013a).

Les sédiments sont des dépôts qui proviennent de l'altération des roches préexistantes. Ces dépôts sont ensuite transportés par les cours d'eau et/ou par le vent, pour finalement se déposer dans des bassins de sédimentation et former des roches sédimentaires. Ces sédiments appelés aussi vases sont la désignation d'une large famille de matériaux fins, argileux, plus ou moins organiques, pouvant atteindre des teneurs en eau importantes jusqu'à 300 % (Dubois, 2006). En général, en plus de l'eau, la constitution des sédiments est la suivante (Khezami, 2014):

- fraction minérale solide (quartz, feldspaths, carbonates, kaolinite, illite, smectite...);
- fraction organique (débris végétaux, micro-organismes, acides fulviques et humiques);

L'enquête dragage réalisée par le CETMEF (Centre d'Etudes Maritimes et Fluviales) fait état d'un volume de 50 millions de m³ de sédiments marins dragués en 2009 en France, départements d'Outre-Mer compris (Le Guyader and Colin, 2012). Environ 81% de ces sédiments sont dragués par les 7 Grands Ports Maritimes, qui sont le Havre, Bordeaux, Rouen, Nantes, Marseille, Dunkerque et La Rochelle (Tableau 3).

| Localisation | Volume en * 1000 m ³ |
|--|---------------------------------|
| France dont Grands Ports Maritimes et Départements d'Outre-Mer | 49 205 |
| France dont Grands Ports Maritimes, sans Départements d'Outre-Mer | 40 011 |
| Grands Ports Maritimes | 36 391 |
| France, sans Grands Ports Maritimes et sans Départements d'Outre-Mer | 3 620 |

Tableau 3: Volume des sédiments dragués en France en 2009 (Le Guyader and Colin, 2012).

La valorisation de ces sédiments dragués pourrait permettre de substituer partiellement les millions de tonnes de granulats naturels consommés chaque année et par conséquent réduire la

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

consommation de ressources naturelles (Sadok, 2013a; Sadok and Mekerta, 2012), ceci concorde avec le contexte réglementaire actuel. En effet, dans un article publié en mars 2016 concernant le rejet des boues de dragage polluées, la loi pour l'économie bleue, proposée le 24 mars interdit le rejet en mer de boues de dragage polluées, à partir du 1er janvier 2020 (Boughriet, n.d.).

3.2.1 Principaux paramètres influents sur les caractéristiques des sédiments

Le comportement des sédiments est régi par les interactions entre les phases composant le sédiment (Sadok et al., 2016a). Il existe des interactions minéralo-organiques en plus des interactions polluants – sédiments dans le cas des zones polluées. En effet dans le premier cas, Les composés organiques s'associent facilement avec les particules fines argileuses omniprésentes dans les sédiments. L'humus, chargé négativement, une fois associé aux particules argileuses, la capacité d'absorption se trouvant augmentée. La présence de sels dans le milieu va jouer également, car il entraîne l'inhibition de l'humification et de la minéralisation de la matière organique (Dubois, 2006). Le matériau aura, alors, une structure moins stable.

A ces différents phénomènes vont venir s'ajouter les interactions liant les sédiments aux polluants. Différentes études menées (Dia et al., 2014; Zri et al., 2009) sur le sujet montrent que les polluants se fixent sur la fraction fine également, à cause des propriétés électrostatiques des argiles, et de manière moindre, sur les limons. Les polluants peuvent être de nature inorganique comme les métaux, certains sels (sulfates, phosphates, nitrates...etc) et les cyanures, ou ils peuvent être de nature organique comme les hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP) issus de la biosynthèse, les polychlorobiphényles (PCB) ou le tributylétain (TBT).

Ces polluants se lient étroitement avec les particules fines minérales et les molécules organiques, ce qui entraîne, dans le cadre d'un processus de valorisation, l'utilisation des traitements complexes souvent coûteux, pour détruire les polluants afin de satisfaire aux seuils-limites de valorisation, car selon le type et les caractéristiques des particules fines, le potentiel de fixation des métaux sera différent.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

3.2.2 Travaux scientifiques et projets relatifs à la valorisation des sédiments

L'immersion n'est pas obligatoirement la destination finale de tous les matériaux dragués. Selon les caractéristiques physico-chimiques des sédiments et leurs niveaux de contamination, les déblais peuvent être valorisés, déposés ou confinés à terre ou en mer, ou soumis à des traitements spécifiques de dépollution (Ramaroson, 2008). Ainsi, différents chantiers expérimentaux de valorisation en technique routière, en remblais, dans la formulation de béton ou encore en aménagements paysagers (réalisation des buttes paysagères) sont recensés.

C'est dans ce contexte, que plusieurs études et projets de recherche ont été initiés ces dernières années. (Sadok, 2013b). Une charte de préfiguration, datée de 2009, manifeste une forte volonté commune des signataires, de définir et organiser les conditions de lancement d'un projet «Sédimatériaux» pour aboutir à terme à l'établissement d'une charte d'engagement définitive impliquant l'ensemble des acteurs concernés. Ce projet est concrétisé par la charte Sédimatériaux, présentée à Lille au 5^e salon Environord en 2009. L'Ecole des Mines de Douai a créé en avril 2014 une chaire industrielle sur la valorisation des sédiments, en partenariat avec des acteurs industriels, portuaires et bureaux d'ingénierie. L'objectif de cette chaire, baptisée ECOSED (ECONomie circulaire des SEDiments), est de créer une dynamique scientifique, technologique et partenariale autour de la gestion des sédiments portuaires et fluviaux en vue de les recycler en technique routière ou en produits de béton (Mines Douai, n.d.).

3.3 Résidus de procédés thermiques

Les Résidus de Procédés Thermiques (RPT) sont les cendres et autres résidus d'incinérations issus des installations individuelles ou industrielles (incinérateurs, centrales thermiques). Ce sont des produits en partie chimiquement réactifs que l'on cherche à valoriser pour éviter leur coûteuse mise en décharge.

Les R.P.T. présentent des gisements renouvelables considérables et leur intégration dans la filière des travaux publics comme substituts des granulats naturels, est une solution de valorisation intéressante, compte tenu du tonnage très important et de leur composition élémentaire, souvent proche des analogues naturels. L'appellation de Résidus de Procédés Thermiques renvoie à toute une famille de déchets d'incinération, on distingue principalement les cendres volantes de centrale thermique (CVCT), les mâchefers d'incinération, les sables de fonderie et les laitiers (d'aciérie et de haut fourneaux).

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

3.3.1 Les cendres volantes de centrale thermique (CVCT)

Les cendres volantes sont les particules non combustibles entraînées par les fumées lors de la combustion du charbon pulvérisé dans les chaudières des centrales thermiques (Figure 6) Pour réduire la pollution atmosphérique, les cheminées de ces centrales sont équipées de dépoussiéreurs qui captent les cendres pour éviter leur dispersion dans l'atmosphère.



Figure 6: Stock de Cendre volante.

Les cendres volantes, ne sont plus considérées comme déchets, et sont désormais un produit normalisé. La norme NF EN 197-1 distingue deux types de cendres volantes (siliceuses ; calciques) :

- Les cendres volantes siliceuses sont les cendres les plus produites en France (environ 70% de la production totale) sont essentiellement constituées de dioxyde de silice et d'oxyde d'aluminium. Elles présentent des propriétés pouzzolaniques.
- Les cendres volantes calciques sont essentiellement constituées d'oxyde de calcium de dioxyde de silice et d'oxyde d'aluminium, elles présentent des propriétés pouzzolaniques et/ou hydrauliques. Les cendres volantes contiennent en outre des imbrûlés, provenant de l'incomplète combustion du charbon dont la proportion n'excède pas 5%.

La norme NF P 11-300 prend uniquement en compte les cendres volantes siliceuses. Elle les classe dans la gamme des sous-produits industriels (catégorie F2). Les cendres volantes sont utilisées pour de nombreuses applications, le plus souvent mélangées à d'autres constituants. L'addition de cendres volantes au ciment Portland améliore sa maniabilité. Elles

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

peuvent rentrer dans la composition de ciments (NF P 15-301), de liants hydrauliques routiers (NF P 15-108), de bétons (NF EN 450-1) ainsi que dans de nombreux produits brevetés avec des utilisations diverses.

3.3.2 Les mâchefers d'incinération des déchets non dangereux (MIDND)

Les mâchefers d'incinération de déchets non dangereux (MIDND) sont des résidus solides Figure 7 qui résultent de la combustion en sortie basse du four. Ces résidus sont très riches en matière minérale (silicium, aluminium, calcium) mais contiennent aussi de l'eau (20 à 25%) et 6 à 10% de métaux ferreux et non ferreux récupérables. En 2010, 14,1 millions de tonnes de déchets ménagers et assimilés ont été incinérés en France, produisant environ 3 millions de tonnes de mâchefers (20 à 25% du tonnage incinéré)(A.M.O.R.C.E, 2012).



Figure 7 : Aspect du mâchefer métallurgique de type clinker à la sortie d'un four (Wikipedia).

Avant d'être valorisés, les MIDND peuvent passer par des opérations de préparation (extraction des métaux ferreux, extraction des métaux non-ferreux et une période de maturation). Le Tableau 4 récapitule, pour un tonnage de MIDND considéré (49 sites connaissant les tonnages à chaque étape de préparation des mâchefers), les quantités de métaux ferreux et non ferreux récupérées. Les proportions de métaux extraits restent stables entre 2010 et 2011.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

| Année | Quantité totale de MIDND (tonnes) | Quantité de Ferreux extraits (tonnes) | % de ferreux extraits | Quantité de non ferreux extraits (tonnes) | % de non ferreux extraits | Quantité Après préparation (tonnes) |
|-------|-----------------------------------|---------------------------------------|-----------------------|---|---------------------------|-------------------------------------|
| 2010 | 1 415 345 | 125 268 | 8,9% | 8 332 | 0,6% | 1 266 594 |
| 2011 | 1 416 785 | 125 599 | 8,9% | 9 630 | 0,7% | 1 284 137 |

Tableau 4: Tonnages et pourcentages de mâchefers et métaux extraits (A.M.O.R.C.E, 2012).

La réglementation a évolué, en 2011, et a introduit des contraintes supplémentaires, afin d'assurer l'acceptabilité environnementale du recyclage des mâchefers en technique routière. Ces nouvelles contraintes liées à leur valorisation semblent ainsi avoir introduit des blocages supplémentaires à la valorisation des mâchefers (A.M.O.R.C.E, 2012).

3.3.3 Les sables de Fonderie

Ce sont des matériaux issus des procédés de moulage des pièces métalliques (Figure 8). Ces matériaux sont constitués de sable naturel mélangé à des liants de nature très variée et à des résidus de métaux fondus. La valorisation des sables de fonderie porte uniquement sur les sables usés irrécupérables en fonderie. Le gisement global de sables de fonderies a été estimé à 800 000 tonnes par an, dont seulement 50 000 tonnes sont valorisées, les gisements dans la région Nord et du Pas-de Calais sont estimés à 80 000 t en 2011.

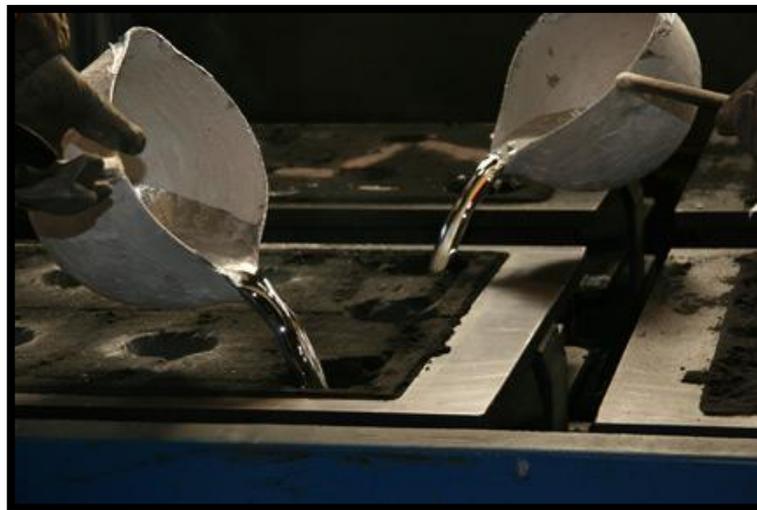


Figure 8 : Moulage en sable de pièces en aluminium.

Les sables de fonderie peuvent différer par le sable d'origine, et par les liants et adjuvants qui leur assurent la stabilité mécanique nécessaire pour supporter la coulée.

La valorisation des sables de fonderie date des années 1980 en substitution des sables naturels notamment en technique routière (Devaux and Vecoven, 1984). Les travaux récents

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

portent sur la valorisation des sables fortement phénolés, et l'amélioration de la gestion de ces déchets par la mise en place des centres spécialisées dans la préparation de sables de fonderie afin de fournir des stocks pérennes et homogènes pour utilisateurs du domaine du Génie civil. Cependant, il y a un manque de réglementation claire relatif à la valorisation des sables de fonderie à l'exception de la circulaire du ministère de l'Environnement, datant de 1991.

3.4 Les particularités des matériaux alternatifs et les contraintes de la valorisation

Le caractère pollué des déchets et la présence des métaux lourds parfois, sont les principaux handicaps pour une réutilisation intégrale des déchets. Dans le contexte socio-économique actuel, qui préconise de réemployer au maximum lesdits déchets dans une démarche d'économie circulaire et donc de limiter les emprunts extérieurs, pour atteindre un objectif ambitieux « zéro emprunt, zéro déchet ». L'identification et la caractérisation des matériaux alternatifs est une étape primordiale pour pouvoir les réutiliser efficacement, mais elle demeure insuffisante pour une exploitation optimale. En effet, en plus de leurs connaissances il faut s'adapter à leurs particularités et leurs interactions avec les matériaux standards.

En effet, le caractère perturbateur d'un élément chimique contenu dans les déchets résulte de la combinaison de multiples paramètres. On peut identifier les propriétés intrinsèques des matériaux alternatifs (concentration des éléments perturbateurs, forme chimique...), les caractéristiques du liant (teneur en clinker, chaux, etc.) mais aussi les facteurs environnementaux ou les conditions de cure (température, humidité). Ces observations conduisent aussi à s'interroger sur la notion même de seuil de perturbation, seuil à partir duquel un élément peut entraîner un échec du traitement. L'aptitude d'un matériau au traitement ne peut donc pas être définie de manière absolue mais au regard de la combinaison de certains de ces paramètres.

Ceci dit, l'utilisation des matériaux alternatifs implique forcément la prise en considération de leurs aspects chimiques dans toutes ses dimensions, or cette approche n'a jamais été abordée dans l'élaboration des méthodes de formulation classiques en raison de la complexité des phénomènes qui rentrent en jeu, en effet, les méthodes classiques étaient plutôt des approches physiques, d'où les limites actuelles de l'utilisation des matériaux alternatifs dans le domaine du Génie Civil. En plus, la plupart des méthodes de formulation classiques sont développées sur la base des matériaux standards, souvent moins pollués et moins chargés en éléments fins (inférieurs à 63 μm) que les matériaux alternatifs, d'où l'inadaptabilité des méthodes de formulation conventionnelles dans la formulation des matériaux alternatifs.

Dans ce contexte-là, beaucoup de travaux sont menés pour comprendre et cerner le comportement des matériaux alternatifs dans les conditions de formulations réelles de bétons, cependant il s'avère qu'il est très complexe de capitaliser toutes les informations relatives aux

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

différents matériaux alternatifs dans les différentes conditions de formulation et leurs interactions avec les différents matériaux standards (Liants, granulats, additions, adjuvants). En effet, seule l'exploitation intelligente de toutes les données des travaux de recherche permettra la mise en place de méthodes de formulation adaptées à l'utilisation des matériaux alternatifs.

En abordant le problème comme tel, nous proposons dans ce travail des outils informatiques bien adaptés à l'exploitation de quantité importantes de données et la modélisation des phénomènes complexes, avec un avantage majeur qu'est l'exploitation rapide et continue des données. Ces outils sont des algorithmes d'apprentissage automatiques et d'optimisation.

3.5 Evaluation environnementale des matériaux alternatifs

L'évaluation environnementale des matériaux alternatifs ne fait pas l'objet de notre étude particulièrement, cependant il est important de comprendre ces concepts fondamentaux liés à l'impact environnemental des déchets dans le cadre de leurs valorisations comme matériaux alternatifs. En effet, un déchet stocké ou valorisé peut avoir un impact sur l'environnement par le relargage de ses polluants, c'est pourquoi il est primordial d'étudier l'impact des différents modes de stockage et de valorisation des déchets sur l'environnement, avant de pouvoir les stocker ou les valoriser.

Un outil d'évaluation environnementale a été proposé par la norme européenne ENV 12920+A1 permettant l'évaluation du comportement environnemental de matériaux contenant des déchets dans des conditions spécifiées (scénarios), pour pouvoir prédire son comportement à long terme et prendre en compte des propriétés spécifiques du déchet dans les conditions du scénario. Cette méthodologie se décompose en plusieurs étapes dont les descriptions du déchet et du scénario, la détermination de l'influence des paramètres pertinents sur le relargage et la modélisation du comportement à la lixiviation. Cette méthodologie a fait ses preuves dans différents travaux scientifiques (Rakotoarisoa, 2003; Simonin, 2000) avant qu'elle soit normalisée en 2008.

3.6 Principales voies de valorisation des matériaux alternatifs

Les voies de valorisation des matériaux alternatifs sont conditionnées par leurs natures et leurs propriétés physico-chimiques et mécaniques. La plupart des matériaux du génie civil

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

(Béton, routes, brique) sont souvent une combinaison de plusieurs matériaux de base. Il est ainsi possible de formuler des matériaux multi déchets si les conditions techniques le permettent.

L'utilisation d'un matériau alternatif dépend non seulement de sa faisabilité technique mais encore de sa disponibilité et de l'emplacement des sources d'approvisionnement. En effet les distances de transports doivent être acceptables, sans quoi les matériaux à base de matériaux alternatifs coûteront plus chers et surtout ils auront ainsi un impact environnemental important, en s'éloignant dans ce sens, du concept des éco-matériau. C'est pourquoi il est non seulement important de satisfaire aux exigences techniques par des méthodes de formulation adaptées à cette pratique, mais il est également question de prendre le coût et l'impact environnemental dans les critères d'optimisation dans les formulations des matériaux à base de matériaux alternatifs.

3.6.1 Dans le matériau béton

Le béton est le matériau minéral le plus utilisé par l'homme après l'eau : 1 m³ par an et par habitant (Rainer et al., 2008). Devant ce besoin accru de nos chantiers d'une part, et l'épuisement des ressources naturelles d'autre part, les scientifiques le considèrent comme l'une des principales voies de valorisation des matériaux alternatifs dans le domaine du Génie Civil. La valorisation peut porter sur une substitution partielle ou totale d'un des composants principaux du béton (Gravier, Sable, Ciment, additions) par toute sorte de déchet en fonction de leurs natures et de la faisabilité technique, nous citons à ce titre les travaux récents concernant la valorisation des sédiments dans les bétons (Khezami, 2014; Raouf, 2013; Zri, 2010), la valorisation des scories (Muraz, 2015), les granulats recyclés (Debieb and Kenai, 2007; Wirquin et al., 2000), les résidus des procédés thermiques (Ideraldo Bonet et al., 2003; Smolczyk, 1978), les composites thermodurcissables (Sebaibi, 2010).

Toutefois, la plupart de ces travaux sont restreints à la substitution partielle d'un des matériaux standards par un matériau alternatif, jusqu'à un dosage optimal de façon à minimiser les pertes des propriétés mécaniques et de durabilité. A défaut de méthodes de formulation plus adaptées, cette démarche donne des résultats relativement satisfaisants mais empêche les praticiens à prendre ces déchets comme des matériaux à part entière en raison d'un manque de méthode de formulation adaptées, car les méthodes classiques n'envisageaient pas cette pratique et demeurent inadaptées.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

C'est dans ce contexte, qu'il devient important de compléter les travaux des scientifiques dans leurs démarches, par le développement d'outils et de méthodes de formulation de béton, adaptés à l'utilisation des matériaux alternatifs sachant que ces données de la littérature peuvent représenter un capital important à exploiter pour proposer de nouvelles méthodes. Ceci permettra d'optimiser les quantités de déchets valorisés et écarter le frein lié aux méthodes d'utiliser les dits déchets efficacement. Cette démarche représente un levier notable pour la valorisation des déchets dans les applications de béton. Dans la section suivante, nous abordons en détail l'évolution des méthodes de formulation et l'apport de la méthode proposée dans cette thèse.

3.6.2 Dans le matériau routier

En technique routière, les matériaux alternatifs sont utilisés comme des matériaux de remblais et de couche de forme, granulats pour couches de fondation, de base et de revêtement, fillers, liants ou agents stabilisateurs.

Les critères liés aux coûts énergétiques sont utilisés conjointement avec les possibilités techniques, pour établir une classification globale des déchets pour une utilisation en technique routière (Tableau 5), cette classification a bien entendu évolué depuis cette étude menée par le OCDE (OCDE, 1977) comme les boues de dragage qui sont actuellement plutôt d'un usage courant en raison des avancées scientifiques et l'évolution de la réglementation comme expliqué précédemment.

| Classe I Usage courant | Classe II Traitements lourds | Classe III Usage ponctuel | Classe IV Usage rare |
|---------------------------|---|--|----------------------------|
| Laitier de haut fourneau | Laitier de phosphate Laitier de cuivre | Gangue d'or Gangue de cuivre | Gangue de minerai de fer |
| Cendres volantes | Déchets de carrière | Gangue de plomb-zinc | Boues de dragage |
| Clinker de soufre | Stérile de mine | Fraisil de coke | Boues rouges |
| Laitier d'aciérie | Déchets d'ardoisière | Sable de fonderie | Clinker et laitier de four |
| Laitier de chaudière | Ecorce et sciure | Céramique et déchets réfractaires | Goudron de laminoir |
| Cendres de trémies | Gangue de spath fluor | Résine | Boues de papeterie |
| Laitier de nickel | Pneumatiques et caoutchouc | Lignine | Coquillages |
| Matériaux de démolition | Laitier de zinc | Déchets des mines de sels de potassium | Huiles usées |
| Schistes houillers | Laitier de plomb | Kiesabbrand | |
| Schistes bitumineux | Cendres mélangées | Déchets de verre | |
| Gangue de Taconite | Résidus d'incinérateur | Déchets de plastique | |
| Sable de Kaolin | | Cellulose | |
| Gangue de pyrite | | | |
| Résidus de pyrolyse | | | |

Tableau 5: Critères de classement pour l'utilisation des déchets en technique routière selon OCDE (OCDE, 1977).

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

Différents travaux menés portant sur la valorisation des matériaux alternatifs en technique routière, nous citons dans ce qui suit les principaux déchets valorisés dans cette application routière : Les sédiments de dragage marins et fluviaux (Bourabah, 2012; Dubois, 2006; Khezami, 2014; Raouf, 2013), les mâchefers d'incinération d'ordures ménagères (Becquart, 2007; Dabo, 2008), les laitiers d'aciéries (Waligora, 2008), les granulats de démolition (Bauchard, 1984; Mathias, 2005), les sables de fonderie et sous-produits (Devaux and Vecoven, 1984; François, 1996; OCDE, 1977).

3.6.3 Dans d'autres applications

D'autres travaux ont porté sur la valorisation des matériaux alternatifs dans la fabrication cimentaire, cette filière est encore en développement à nos jours. D'autres applications relativement moins consommatrices de granulats font l'objet d'intérêt grandissant comme voies de valorisation potentielles, nous citons la fabrication de brique pleine (Semcha, 2006) ou les éco-modèles paysagers (Khezami, 2014).

4 Evolution des méthodes de formulation des bétons

L'objectif des méthodes de formulation est de rechercher une composition optimale utilisant au mieux les ressources locales, qui soit la plus économique possible et qui possède les propriétés désirées.

La formulation des bétons cherche à lier avec la plus grande précision possible la composition du béton à ses propriétés.

Un béton est généralement constitué d'un squelette granulaire, d'un liant, de l'eau et éventuellement des adjuvants. Le squelette est lui-même composé d'un ensemble de grains solides (granulats) de différentes tailles allant du micron (fines du ciment ou des additions minérales) à la dizaine de millimètres (pour les gravillons et gravier). Sa compacité joue un rôle essentiel sur les propriétés du matériau à différent stade de fabrication allant de l'ouvrabilité à la durabilité. D'une manière simpliste, au cours de la fabrication on peut expliquer que l'eau et le ciment vont former la pâte qui dans un béton va, dans un premier temps, combler les vides du squelette granulaire, puis une fois cette porosité comblée, la pâte excédentaire commence à écarter les grains augmentant ainsi l'ouvrabilité. Or l'eau excédentaire peut générer une forte porosité qui réduit les caractéristiques mécaniques, ainsi pour une ouvrabilité donnée, maximiser la compacité du squelette permet de diminuer la quantité de pâte dans le béton donc de faire des bétons plus économiques et plus résistants, de façon corollaire, maximiser la compacité permet d'augmenter l'ouvrabilité pour une teneur en

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

eau fixée (Sedran, 1999). C'est pourquoi plusieurs méthodes se sont développées se basant sur l'optimisation de la compacité granulaire via des courbes de références à l'instar de la méthode Bolomey, de Caquot ou de Faury (Sadok et al., 2016b), s'inscrivant à ce titre dans le registre des méthodes mono-objectif qui visent à optimiser les mélanges en se souciant uniquement de la compacité granulaire comme paramètre de grande influence. Cette approche a été adoptée dans d'autres méthodes de formulation de béton classiques mono-objectif également, en optimisant la résistance mécanique à la compression, nous citons à ce titre, la méthode de Féret. D'autres méthodes se sont développées (Figure 9), qui permettent d'aborder les méthodes de formulation comme un problème bi-objectif, comme la méthode de Dreux Gorisse, où on optimise le dosage en ciment en fonction de la résistance mécanique souhaitée et le dosage en eau en fonction de l'ouvrabilité visée, mais cette optimisation n'est pas simultanée, ce qui nous empêche d'optimiser les dosages des composants avec une maîtrise totale de toutes les propriétés recherchées dans le béton.

Toutefois, les nouvelles exigences des cahiers de charges modernes nécessitent la prise en considération et la maitrise simultanée d'une multitude de paramètres souvent contradictoires, allant des propriétés mécaniques classiques aux caractéristiques environnementales et économiques, faisant désormais des méthodes de formulation des bétons, des Problèmes d'Optimisation Multiobjectifs (POM). L'optimisation joue un rôle important dans la recherche opérationnelle, Plusieurs méthodes de résolution de problèmes sont issues de l'intelligence artificielle dont les Algorithmes Génétique qui sont présentés dans la partie 2.

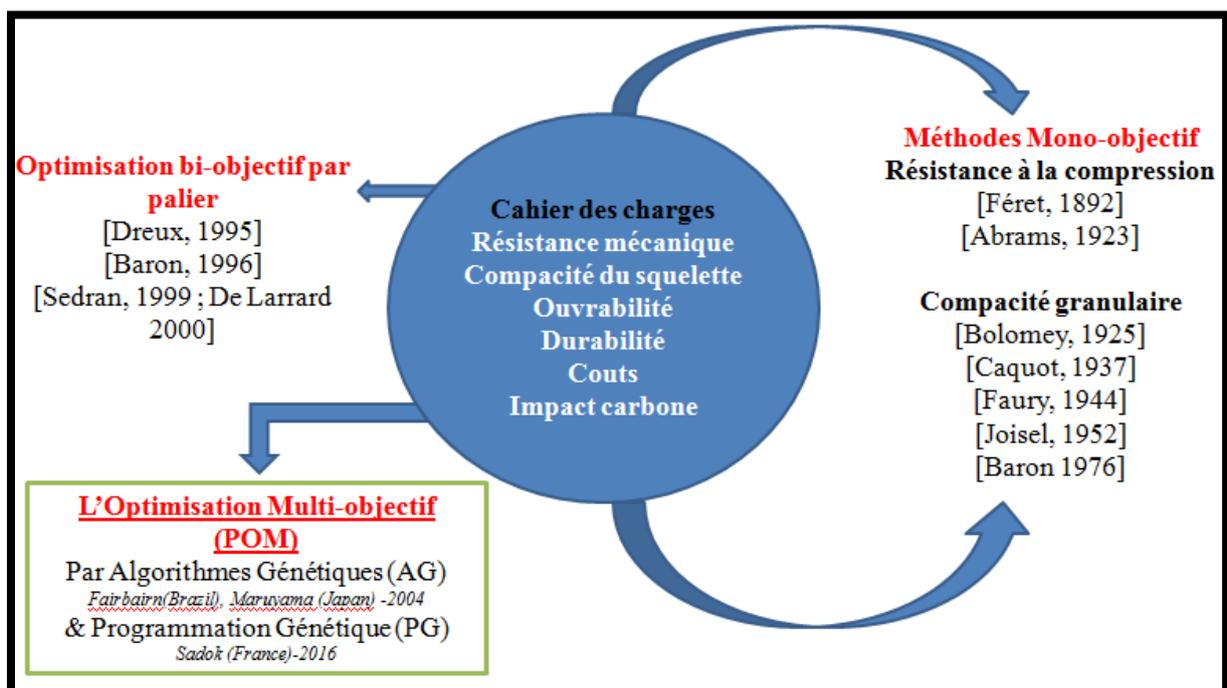


Figure 9 : Evolution des méthodes de formulation des bétons.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

En plus, la valorisation des matériaux alternatifs dans les bétons, a dévoilé davantage les limites des méthodes de formulations classiques, en effet, leurs modèles prédictifs sont pour la plupart développées sur la base de l'expérience acquise sur les matériaux standards produits en carrière ou traités sur sites. L'intégration de matériaux alternatifs [composé de déchets générés] rend souvent ces méthodes de formulation classiques inadaptées en raison des critères de base considérés, liés en général à favoriser le paramètre de compacité et négligeant par conséquent, les spécificités des matériaux alternatifs souvent de grande influence sur les propriétés du béton formulé. C'est dans ce contexte que la nécessité de modéliser les propriétés des bétons à base de matériaux alternatifs s'impose également. La diversité des déchets et l'état de connaissance actuel ne permettent pas de prendre les spécificités des déchets dans les modèles physiques prédictifs classiques, cependant l'apprentissage automatique permettra sur la base d'expérience de proposer des modèles qui prennent indirectement les spécificités des matériaux alternatifs. Ces outils d'apprentissage automatique font partie de la grande famille de l'intelligence artificielle également.

Partie II. L'intelligence artificielle dans le Génie Civil

L'intelligence artificielle (I.A) est l'appellation donnée à l'intelligence des programmes ou des machines au sens large. On y trouve le côté « artificiel » référant à l'usage des ordinateurs et le côté « intelligence » qui renvoie à son but d'imiter le comportement. Compte tenu de ces différentes facettes allant de l'émotion artificielle jusqu'à la reconnaissance des formes, l'intelligence artificielle intervient dans une variété de domaines très larges et divers (Banque, médecine, robotique). Dans le domaine du Génie Civil, l'apprentissage automatique, et l'aide à la décision sont les facettes les plus exploitées de l'Intelligence Artificielle. Compte tenu de la diversité des concepts dans cette discipline, nous nous restreindrons dans ce travail, à la définition des concepts en rapport avec les outils de l'intelligence artificielle utilisés dans ce travail, qui sont les AG dans la résolution des problèmes d'optimisation et la PG dans l'apprentissage automatique (Modélisation).

1 Les problèmes d'optimisation

Un problème d'optimisation se définit comme la recherche de l'optimum (minimum ou du maximum) d'une fonction donnée par rapport à un objectif ou à des contraintes. Plusieurs méthodes de résolution des problèmes d'optimisation sont issues de l'intelligence artificielle comme les heuristiques et les métaheuristiques.

Mathématiquement parlant, un problème d'optimisation se présentera sous la forme suivante :

| |
|--|
| Minimiser $\vec{f}(\vec{x})$ (fonction à optimiser) |
| Avec $\vec{g}(\vec{x}) \leq 0$ (m contraintes d'inégalité) |
| Et $\vec{h}(\vec{x}) = 0$ (p contraintes d'égalité) |
| Où $\vec{x} \in \mathbf{R}^n$, $\vec{g}(\vec{x}) \in \mathbf{R}^m$ et $\vec{h}(\vec{x}) \in \mathbf{R}^p$. |

Equation 1

Ici, les vecteurs $\vec{g}(\vec{x})$ et $\vec{h}(\vec{x})$ représentent respectivement m contraintes d'inégalité et p contraintes d'égalité.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

1.1 Vocabulaire et définitions

Fonction objectif : C'est le nom donné à la fonction f . C'est cette fonction que l'algorithme d'optimisation va devoir "optimiser" (trouver un optimum).

Variables de décision : Elles sont regroupées dans le vecteur \bar{x} . C'est en faisant varier ce vecteur que l'on recherche un optimum de la fonction f .

Minimum global : Un "point" \bar{x}^* est un minimum global de la fonction f si on a :

$f(\bar{x}^*) < f(\bar{x})$ quel que soit \bar{x} tel que $\bar{x}^* \neq \bar{x}$. Cette définition correspond au point M3 de Figure 10.

Minimum local fort : Un "point" \bar{x}^* est un minimum local fort de la fonction f si on a :

$f(\bar{x}^*) < f(\bar{x})$ Quel que soit $\bar{x} \in V(\bar{x}^*)$ et $\bar{x}^* \neq \bar{x}$, où $V(\bar{x}^*)$ définit un "voisinage" de \bar{x}^* . Cette définition correspond aux points M2 et M4 de la Figure 10

Minimum local faible : Un "point" \bar{x}^* est un minimum local faible de la fonction f si on a :

$f(\bar{x}^*) \leq f(\bar{x})$ quel que soit $\bar{x} \in V(\bar{x}^*)$ et $\bar{x}^* \neq \bar{x}$, où $V(\bar{x}^*)$ définit un "voisinage" de \bar{x}^* . Cette définition correspond au point M1 de la Figure 10

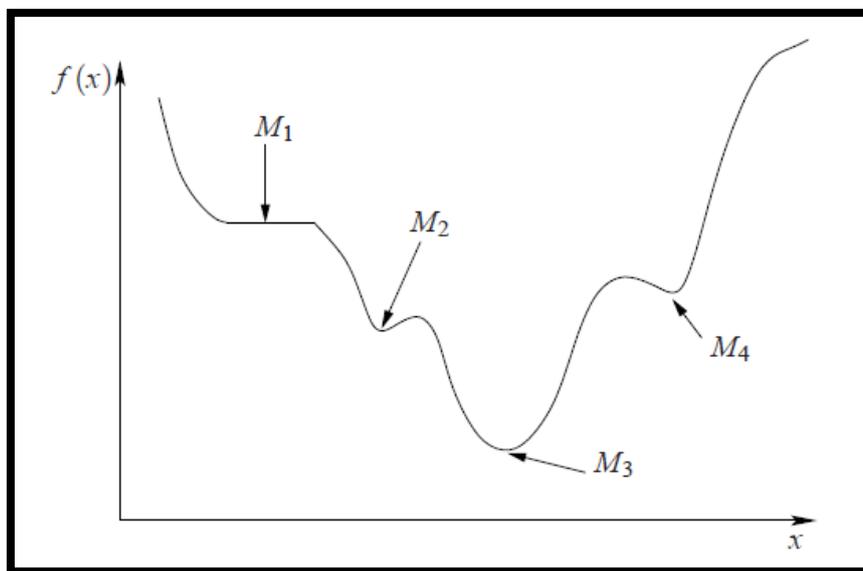


Figure 10: Les différents minima.

On peut classer les différents problèmes d'optimisation en fonction de leurs caractéristiques récapitulées au Tableau 6

| Critères | Nombre de variables de décision | Type de la variable de décision | Type de la fonction objectif | Formulation du problème |
|----------------|---------------------------------|---------------------------------|------------------------------|-------------------------|
| Classification | Monovariable. | Continu. | Linéaire. | Contraint. |
| | Multivariable. | Entier ou discret. | Quadratique. | Non Contraint. |
| | | Combinatoire. | Non Linéaire. | |

Tableau 6 : Classification des problèmes d'optimisation (Collette and Siarry, 2002).

1.2 Les Problèmes d'Optimisation Multiobjectifs (POM)

Les Problèmes d'Optimisation Multiobjectifs (POM) sont très fréquents dans le monde réel. Dans un tel problème, les objectifs à optimiser sont généralement conflictuels (contraire : lorsque l'augmentation d'un objectif entraîne une diminution de l'autre objectif et vice versa), ce qui signifie qu'il n'y a pas une seule solution de ce problème mais plutôt un ensemble de solutions. Un POM est résolu lorsque toutes ses solutions Pareto optimales sont trouvées. Cependant, il est impossible de trouver l'ensemble total de solutions Pareto-optimales, parce que le nombre de solutions, non-dominées, augmente très rapidement avec l'augmentation des objectifs (Farina et al., 2004). En pratique, l'utilisateur n'a besoin que d'un nombre limité de solutions bien distribuées le long de la frontière optimale de Pareto (Voir section ci-dessous), ce qui rend la tâche d'un POM relativement plus facile. Le problème d'optimisation multiobjectif s'écrit de la manière suivante :

$$\begin{array}{l}
 \text{Minimiser } \vec{f}_1(\vec{x}), \vec{f}_2(\vec{x}) \\
 \text{Avec } \vec{g}(\vec{x}) \leq 0 \\
 \text{Et } \vec{h}(\vec{x}) = 0 \\
 \text{Où } \vec{x} \in \mathbf{R}^n, \vec{f}_1(\vec{x}), \vec{f}_2(\vec{x}) \in \mathbf{R}^k, \vec{g}(\vec{x}) \in \mathbf{R}^m \text{ et } \vec{h}(\vec{x}) \in \mathbf{R}^p
 \end{array}$$

Équation 2

Comme on peut le voir ici, on n'a plus un seul objectif à atteindre, mais deux fonctions-objectifs. Le but que l'on se fixe dans la résolution d'un POM est de minimiser /maximiser "au mieux" les différents objectifs.

« L'intérêt d'effectuer une optimisation multiobjectifs par rapport à une optimisation monoobjectif est la possibilité de visualiser l'amélioration relative d'un objectif par rapport à un autre sur un problème test simple. Comme pour le cas des bétons, en fonction des variables (dosage des composants par exemple) voir l'évolution de la résistance mécanique à la compression, mais au même temps suivre l'évolution de l'ouvrabilité, le coût, la résistance à la flexion ...etc. »(Sadok et al., 2014).

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

Les méthodes qui permettent de résoudre un POM, sont classées en cinq groupes:

- les méthodes scalaires,
- les méthodes interactives,
- les méthodes floues,
- **les méthodes exploitant une métaheuristique,**
- les méthodes d'aide à la décision.

Les AG utilisés dans ce travail sont des métaheuristiques. Les métaheuristiques sont, généralement, des algorithmes stochastiques itératifs qui permettent via des opérateurs génétiques d'obtenir la frontière de Pareto. La section 2 de ce chapitre aborde les Algorithmes Génétiques en détail.

1.3 La surface de compromis (Frontière de Pareto)

Imaginons que nous ayons un problème à deux objectifs (maximiser f_1 et maximiser f_2) sous les contraintes $\vec{g}(\vec{x}) \leq 0$ et $\vec{h}(\vec{x}) = 0$, On représente S et P sur la Figure 11 :

- S représente l'ensemble des valeurs du couple $(f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}))$ quand \vec{x} respecte les contraintes $\vec{g}(\vec{x})$ et $\vec{h}(\vec{x})$.
- P est la surface de compromis ou la frontière de Pareto

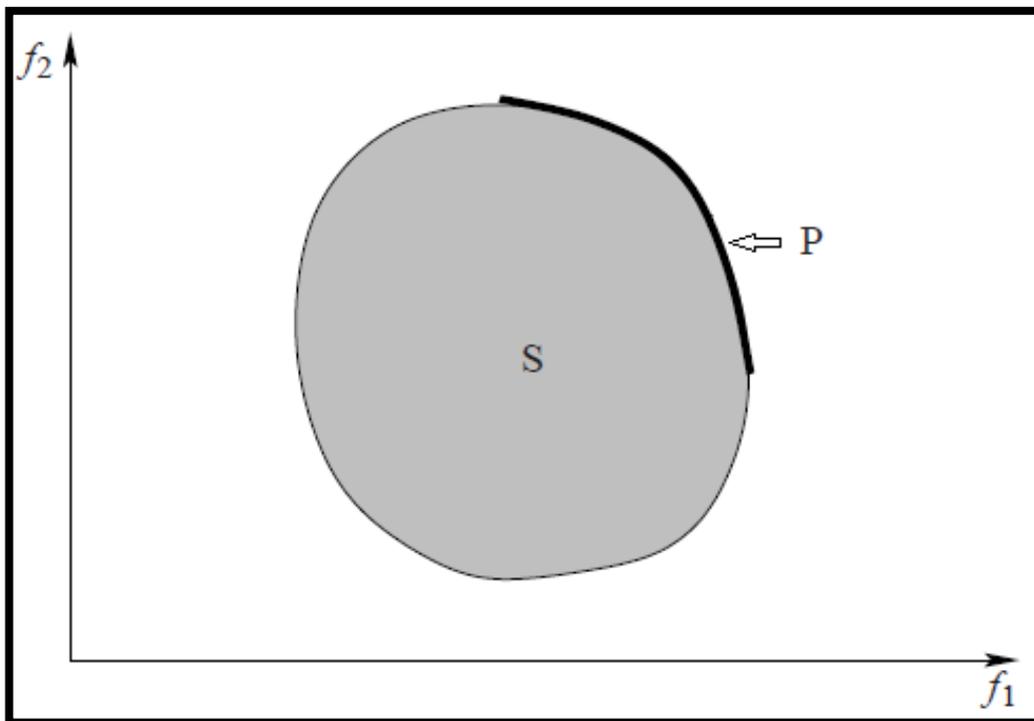


Figure 11: Représentation de la frontière de Pareto.

2 Les Algorithmes Génétiques

Les Algorithmes Génétiques (AG) demeurent l'un des outils les plus adaptés au traitement des problèmes d'optimisation multiobjectifs. Le nombre important d'articles qui ont été publiés sur ce sujet en témoigne. De plus, ce domaine est très dynamique et ne cesse de se développer.

Les AG ont été développés suivant le principe de l'évolution naturelle des espèces : au fil des générations, les gènes conservés par population les gènes les mieux adaptés au milieu dans lequel elles vivent.

Une première "population" (constituée d'un certain nombre d' « individus », c'est à dire un certain nombre de « jeux de variables ») est générée, souvent aléatoirement mais il est possible d'initialiser le problème manuellement, les critères d'évaluation correspondant à chaque individu sont calculés, puis la population subit des transformations (mutation, croisement, etc.) afin d'arriver à une nouvelle génération (c'est à dire une population constituée de nouveaux individus), qui est à son tour évaluée, jusqu'à N générations. L'avantage majeur des AG est que l'ensemble des solutions non-dominées, la frontière de Pareto, est obtenue en une seule fois. La Figure 12 schématise le fonctionnement des AG.

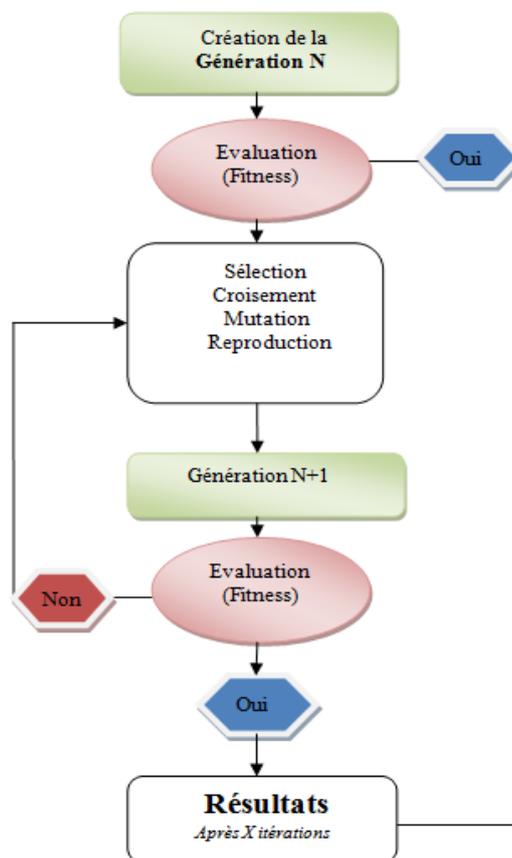


Figure 12: Fonctionnement des AG.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

Différentes variantes des AG ont été développées, les principales différences étant les critères de sélection, pour les individus conservés d'une génération à une autre, ou qui sont touchés par les procédures de croisement et mutation (Al-Shihri, 2010). En effet, les paramètres qui caractérisent un AG sont :

- La taille de la population,
- Le mode de génération de la population initiale (généralement de façon aléatoire),
- Le choix du taux de survie, c'est à dire le nombre d'individus survivants d'une génération à la suivante,
- Le choix des individus survivants (on utilise fréquemment la roulette biaisée de Goldberg, ou la méthode de tournoi),
- Le taux et la procédure de croisement (généralement, deux parents choisis aléatoirement dans la population courante génèrent deux enfants),
- Le taux et la procédure de mutation,
- Le taux d'élitisme (un certain nombre de meilleurs individus de la population parents est intégré d'office dans la population enfants),
- Le nombre de clones tolérés pour un individu,
- L'arrêt de la recherche : soit sur un nombre maximal de générations, soit lorsque les caractéristiques statistiques (moyenne et écart-type de la population) n'évoluent plus.

2.1 Evolution des Algorithmes Génétiques

L'une des premières méthodes utilisant les algorithmes évolutifs est VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) (Schaffer, 1985). Par la suite, différentes méthodes ont été développées selon ce principe, dont NPGA (Niche Pareto Genetic Algorithm)(Horn et al., 1994) qui introduit le concept de niche pour préserver la diversité des individus, puis MOGA (Multi-Objective Genetic Algorithm) (Fonseca et al., 1993), basée sur l'utilisation du concept de dominance au sens de Pareto, suivies de la méthode NSGA (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm) (Srinivas and Deb, 1994) qui reprend les principes de la méthode MOGA avec une différence majeure : les individus sont triés par rang de non-domination, puis la méthode SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm)(Zitzler and Thiele, 1999), qui contrairement à MOGA attribue une force selon la domination, et finalement la méthode NSGA II (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II), utilisée dans cette étude, et qui est actuellement une des plus utilisées : dans cette version de l'algorithme Deb et al. (Deb et al., 2002, 2000) ont corrigé les défauts des méthodes précédentes. L'optimisation multiobjectifs a

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

été effectuée dans ce travail par les AG implémentés dans « matlabR2010.b » via la toolbox « gamultiobj ».

2.2 Avantages et limites des Algorithmes Génétiques

Dans l'optimisation d'une fonction, les AG, ne nécessitent que la connaissance des intervalles de variation des variables prises dans la fonction à optimiser. Ils sont donc très adaptés dans le cas des fonctions à plusieurs optima locaux, contrairement aux méthodes déterministes qui s'avèrent défaillantes dans ce cas de figure. Sachant que ce type de problème complexe est fréquent dans le Génie Civil, cette complexité réside par exemple dans la non linéarité des fonctions ou dans les problèmes avec des interactions entre les variables. L'avantage des AG réside également dans leur capacité à travailler dans des espaces différents (continu, discret ou produit cartésien d'espace continu et discret).

Cependant, l'inconvénient des AG reste bel et bien le temps de calcul qui reste élevé et dans certain cas prohibitif mais le progrès réalisé en calcul parallèle palie relativement à cela. Reste donc que le paramétrage optimale des AG, en effet dans cette étape l'utilisateur doit fixer un grand nombre de paramètres (taille de la population, probabilité d'application des opérateurs de croisement et mutation, les critères d'arrêt) et dont la mise au point de ces différents paramètres ne peut se faire qu'empiriquement, car il n'y a pas de méthode exacte pour le faire, ceci nécessite donc le plus souvent de procéder à de nombreux tests avant d'obtenir un résultat optimal, ce qui sera au détriment du coût de calcul encore une fois.

Dans l'optimisation multiobjectifs, les AG se basent sur la fonction fitness qui regroupe les différentes fonctions-objectifs, ces fonctions sont (dans le cas d'optimisation des mélanges des bétons) les modèles prédictifs des propriétés fixées par le cahier des charges. Dans l'absence de ces modèles, l'optimisation par les AG ne peut s'effectuer, mais comme la formulation des bétons est un problème ancien dans le domaine du génie civil, différents modèles prédictifs existent développés sur la base des matériaux standards. Pour conclure, la limite des AG réside aussi dans sa dépendance des modèles prédictifs, ou du moins, la qualité des résultats des AG dépend de la qualité des modèles prédictifs utilisés, d'où la nécessité dans notre cas d'étude de béton à base de matériaux alternatifs, de développer des modèles prédictifs des propriétés des bétons adaptés à l'utilisation des matériaux alternatifs. Ce travail de modélisation est assez complexes, c'est pourquoi on a fait recours à l'Apprentissage Automatique (Machin Learning).

3 L'apprentissage automatique (Principe et applications)

L'apprentissage automatique (Machine Learning), est une facette de l'Intelligence Artificielle, elle concerne la conception, l'analyse, le développement et l'implémentation de méthodes permettant à une machine (au sens large) d'évoluer par un processus systématique, et ainsi de remplir des tâches difficiles ou impossibles à accomplir par des algorithmiques classiques. L'apprentissage automatique permet concrètement à l'ordinateur d'apprendre (adapter ses analyses et ses comportements en réponse), en se fondant sur l'environnement d'apprentissage (Données empiriques provenant d'une base de données ou de capteurs).

L'apprentissage automatique est utilisé dans la robotique, les moteurs de recherche, l'aide aux diagnostics notamment médicaux, les sites Web adaptatifs. Dans le domaine de l'ingénierie, il est fréquemment utilisé dans la modélisation des phénomènes complexes, via des algorithmes comme les réseaux de neurones, la régression logistique ou la PG utilisés dans ce travail.

3.1 Types d'apprentissage

Nous définissons les deux principaux types d'apprentissage, supervisé et non supervisé, dans le premier type « supervisé » l'apprentissage se fait après traitement et classification des données par le superviseur, contrairement à l'apprentissage non supervisé (clustering) où les données sont traitées automatiquement par un logiciel avec l'objectif de permettre une extraction de connaissance organisée à partir de ces données brutes.

D'autres types d'apprentissage existent comme le semi-supervisé, partiellement supervisé, l'apprentissage par renforcement et l'apprentissage par transfert.

3.2 Facteurs de pertinence de l'apprentissage

Dans notre cas d'étude d'apprentissage supervisé, la qualité de l'apprentissage dépend de la compétence de superviseur pour choisir les inputs pertinents, en effet, il est primordial de mener une étude paramétrique au préalable pour choisir les bons facteurs de forte influence sur le phénomène étudié. Ceci intervient donc en amont dans la préparation de la base de données d'apprentissage qui est de grande influence sur la qualité de l'apprentissage qui dépend-elle même des facteurs suivants :

- **Taille de la base de données d'apprentissage** : Plus il y a de données, l'algorithme apprend mieux, en contrepartie on a besoin de mémoire informatique plus élevée et

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

plus longue est l'analyse, d'où l'intérêt des plans d'expériences pour élaborer les bases de données dans le cadre d'une étude paramétrique.

- **Nombre et qualité des attributs décrivant ces exemples** : Les attributs numériques sont plus faciles à traiter que les attributs catégoriels (couleur, beauté, utilité).
- **Pourcentage de données renseignées et manquantes** : Certains algorithmes d'apprentissage sont plus sensibles aux données manquantes que d'autres.
- **« Bruit »** : Le nombre et emplacement des valeurs douteuses (erreurs potentielles, valeurs aberrantes) parmi l'ensemble des données.

La qualité de l'apprentissage dépend également de la complexité du modèle (spécifique ou généraliste), plus il est généraliste, plus on a besoin de données et moins l'apprentissage est pertinent.

3.3 La Programmation Génétique : du fonctionnement à la modélisation

La Programmation Génétique (PG) fait partie des algorithmes évolutionnaires (Figure 13). Elle est basée sur le même principe d'évolution que les AG, mais on l'applique à des programmes.

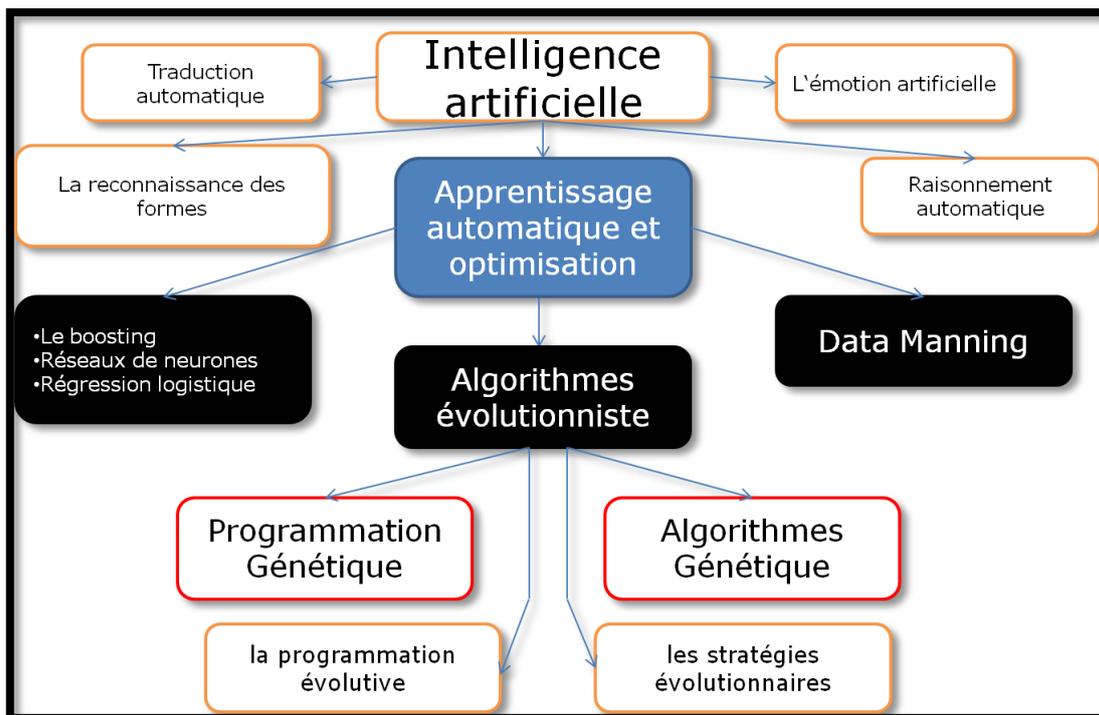


Figure 13 : Les Algorithmes évolutionnaires dans l'Intelligence Artificielle.

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

La Programmation Génétique est capable de résoudre un nombre impressionnant de problèmes techniques tels que :

- Les problèmes pour lesquels les relations entre les variables du problème traité sont inconnus ou ne sont pas bien comprises
- Les problèmes pour lesquels la taille de la solution n'est pas connue
- Les problèmes pour lesquels nous pouvons accepter des solutions approchées
- Les problèmes pour lesquels nous pouvons nous contenter de petites améliorations dans les solutions existantes.

Généralement, les structures évoluées par PG sont représentées par l'une des trois manières : sous forme linéaire, sous forme d'arbre ou sous forme de graphe. Dans notre application nous allons traiter uniquement les structures en arbre, appelé « arbre syntaxique » comme présenté sur la Figure 14 :

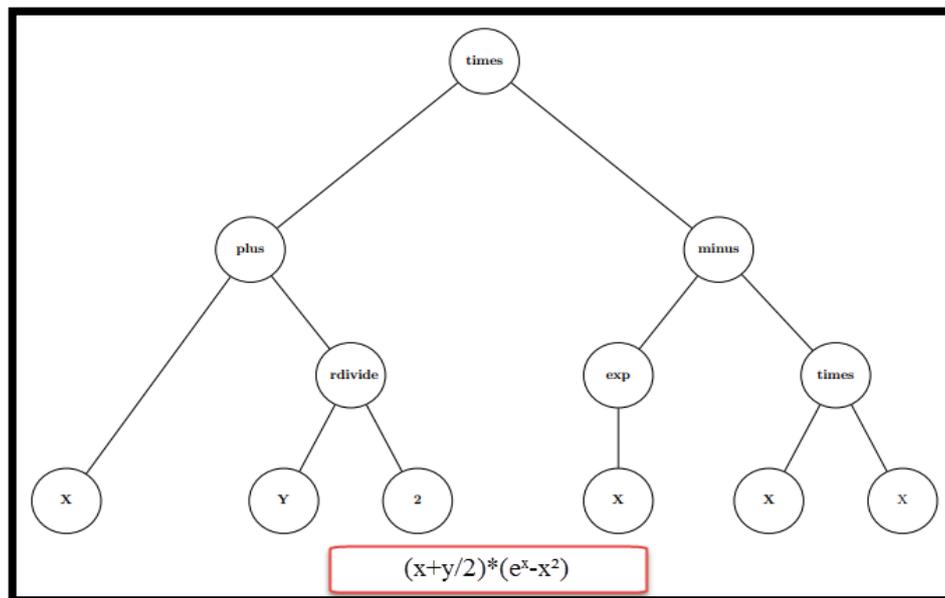


Figure 14: Fonction mathématique en forme d'arbre syntaxique.

Comme la plupart des méthodes évolutionnaires, la PG commence son évolution par une population dite « initiale ». Cette dernière sera améliorée génération après génération en lui appliquant des opérateurs génétiques (Figure 15)

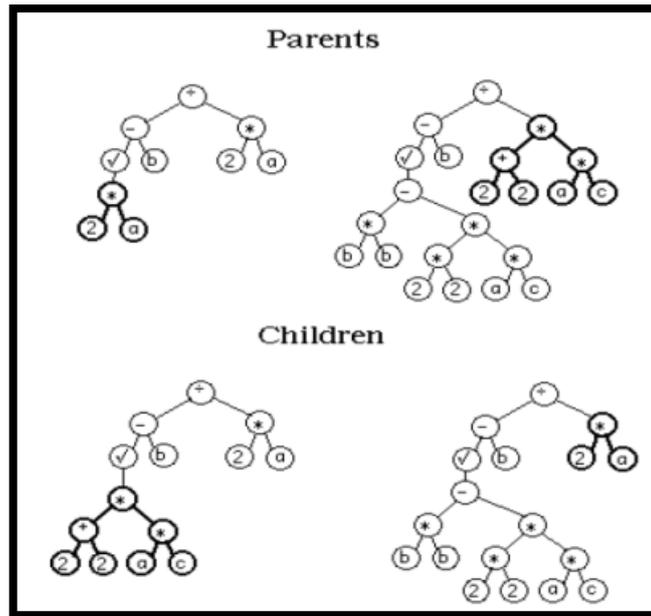


Figure 15: Exemple de l'application du cross-over sur deux arbres.

3.3.1 Evolution de la Programmation Génétique

Depuis la vulgarisation de la PG dans les années 90 (Koza, 1992), ces outils ne cessent d'évoluer. En effet les travaux récents, dans la perspective de palier aux lacunes de la PG classique, ont porté sur la combinaison de la PG standard avec d'autres algorithmes, nous citons à ce titre les travaux de (Folino et al., 2000) combinant la PG avec les recuit simulé. L'intégration de la PG avec les AG (Brezocnik and Kovacic, 2003), le couplage de la PG avec la méthode des moindres carrés (Madár et al., 2005), les réseaux de neurones artificielles avec la PG (Ravisankar et al., 2010) et la dernière version de la PG proposée par Gandomi (Gandomi and Alavi, 2011a) qui est la Multi-Gène Genetique Programming (MGGP) appelée aussi Multi Stage Genetic Programming (MSGP).

3.3.2 Multi-Gène Genetique Programming (MGGP).

Cette nouvelle version de la PG est particulièrement intéressante, car les capacités de la MGGP se sont confirmées en l'appliquant à des problèmes techniques complexes (Gandomi et al., 2016; Gandomi and Alavi, 2011a, 2011b).

Des études comparatives entre la PG et d'autre algorithmes d'apprentissage (Kobashigawa et al., 2009), ont permis de démontrer les avantages de la PG, comme leur grande robustesse face aux données manquantes, ou encore la capacité de la PG de travailler sur des problèmes dont la forme de la solution est méconnue. En plus, la MGGP est capable de proposer des équations mathématiques concrètes que les réseaux de neurones et les SVM (Machine à Vecteur de Support) ne peuvent pas proposer (Mohammadi Bayazidi et al. 2014)

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

Selon les conclusions de Gandomi et Alavi (Gandomi and Alavi, 2011a), les solutions proposées par la MGGP sont capables de simuler efficacement les comportements non linéaire des systèmes étudiés et les résultats de MGGP se trouvent plus précis que ceux de la PG standard et des modèles proposés par les réseaux de neurones artificiels.

4 Démarche globale

La méthode proposée dans cette thèse est une méthode hybride des deux algorithmes présentés dans les sections précédentes, les AG comme algorithmes d'optimisation multiobjectifs combinés avec la PG qui permet de fournir par apprentissage automatique les modèles prédictifs qui représentent les fonctions d'évaluation pour les AG. La Figure 16 récapitule la méthodologie globale.

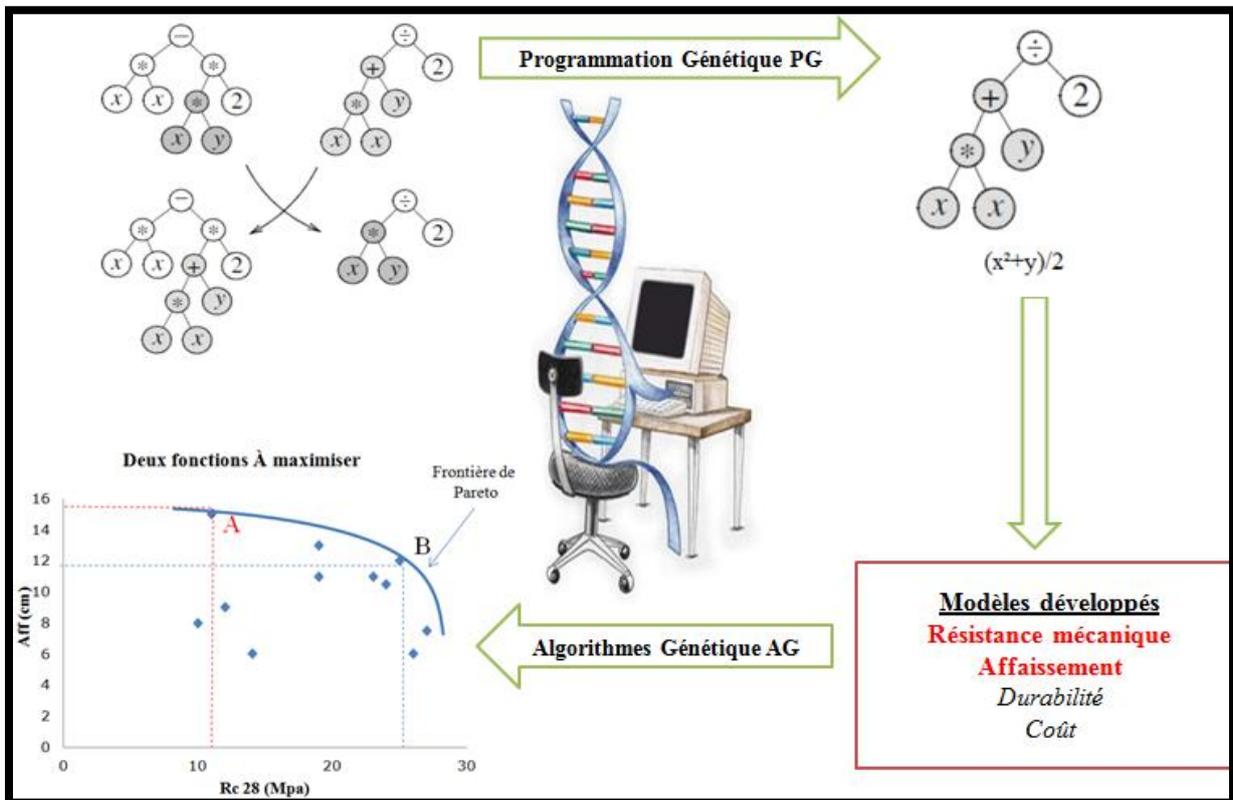


Figure 16 : La méthode de formulation des bétons par Algorithmes Génétique et Programmation Génétique.

5 Analyse SWOT des Algorithmes Génétiques et la Programmation Génétique

L'analyse SWOT (des initiales des mots anglais Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats) ou analyse des forces, faiblesses, opportunités et menaces est dans notre cas d'étude, un outil qui permet de cerner l'intérêt d'utiliser ces algorithmes. Il constitue ainsi une aide à la prise de décision afin d'orienter la stratégie adoptée dans notre démarche.

Le plus souvent, l'analyse SWOT se présente sous la forme d'un tableau. Elle doit être très factuelle et concise : l'objectif n'étant pas de refaire une liste des opportunités-menaces, forces-faiblesses mais de mettre en évidence les éléments les plus pertinents et les plus influents sur notre choix d'utiliser les Algorithmes évolutionnaires (PG Tableau 7 et AG Tableau 8).

| FORCES | FAIBLESSES |
|---|--|
| L'apprentissage aboutit à des modèles mathématiques pratiques. Pas besoin d'avoir une forme initiale de la solution. | Dépendent de la qualité de la base de données d'apprentissage. |
| OPPORTUNITES | MENACES |
| Robustesse face aux données manquantes. | Les réseaux de Neurones Artificielles. |

Tableau 7 : Analyse SWOT de la Programmation Génétique.

| FORCES | FAIBLESSES |
|---|---|
| Optimiser simultanément des objectifs contradictoires en un temps raisonnable | Résultats dépendant des modèles prédictifs utilisés |
| OPPORTUNITES | MENACES |
| Très adaptés lorsque les espaces de recherches sont importants | Le recuit simulé La recherche taboue |

Tableau 8: Analyse SWOT de la Algorithmes Génétique.

Partie III. Contours de la thèse

1 Objectifs et démarches

L'objectif principal de la thèse est la mise en place d'une méthode de formulation de béton adaptée à l'utilisation des matériaux alternatifs. L'idée directrice des présents travaux est de tester de nouvelles approches capables de prendre les spécificités des déchets dans les formulations des bétons. En effet, face à de nouvelles contraintes liées aux particularités des déchets, il est plus utile de développer de nouvelles méthodes de formulation plus adaptées à la complexité et à la diversité des matériaux alternatifs. Dans ce contexte, le travail présenté dans cette thèse s'articule autour de deux principaux axes :

a) Le développement des fonctions objectif par la modélisation de quelques propriétés des bétons jugées pertinentes dans le processus de formulation (Compacité granulaire, résistance mécanique, ouvrabilité...etc.). Les algorithmes d'Apprentissage Automatique supervisé (Machine Learning) plus particulièrement la PG faisant partie de la grande famille de l'Intelligence Artificielle sont utilisés à cet effet. Ces Algorithmes bio-inspirés permettent de modéliser des phénomènes aussi complexes que la compacité des mélanges granulaires (matériaux standards et alternatifs). Ces modèles prédictifs serviront de fonctions d'évaluation (Fonction Fitness) dans le processus d'optimisation par les AG.

b) L'optimisation des mélanges de béton, par des Algorithmes d'Optimisation Multiobjectifs en abordant la formulation des bétons comme un POM. Les Algorithmes utilisés dans ce travail sont les AG bio-inspirés également, considérés comme l'un des outils les plus performants dans la résolution des problèmes d'optimisation dans le domaine de l'ingénierie. Ces Algorithmes se basent sur des modèles prédictifs des propriétés des bétons préexistants dans la littérature ou dans notre cas d'étude, sur les modèles développés par PG.

En adoptant comme postulat la fiabilité des modèles prédictifs utilisés dans l'optimisation multiobjectifs, cette méthodologie globale dans l'idéal, permettra la formulation de tout type de béton à base de différents matériaux alternatifs et par conséquent la possibilité de formuler des bétons à base de différents déchets.

En raison de la combinaison de ces deux algorithmes évolutionnaires dans la méthodologie globale proposée et des besoins recensés, la thèse est organisée en chapitres de façon à permettre une évaluation progressive des différents aspects de la méthodologie (Caractérisation des matériaux, études paramétriques, développement de base de données, apprentissage, optimisation).

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

Ainsi le Chapitre 1 : représente un état de l'art sur la valorisation des déchets dans le domaine du Génie Civil, en situant l'étude dans le contexte générale lié à l'évolution de la réglementation nationale et internationale sur la gestion des déchets, ensuite ce même chapitre est scindé en trois parties bibliographiques :

Partie 1 : Recense les principaux déchets valorisés dans le domaine du Génie Civil, avec des explications sur leurs origines, les quantités produites ainsi que les projets nationaux et travaux scientifiques menés sur le potentiel de valorisation de chaque déchet, ensuite cette partie est complétées sur les principales voies de valorisation ainsi que les méthodes de formulation utilisées notamment pour le cas béton qui fait particulièrement l'objet de cette étude.

Partie 2 : En continuité aux méthodes de formulation des bétons, cette partie introduit la nouvelle méthode proposée dans cette thèse. La compréhension de cette méthode requiert une étude bibliographique sur les deux outils principaux utilisés dedans. A cet effet, les concepts de base sur les AG comme outils d'optimisation, et la PG comme outil d'apprentissage automatique, sont présentés, pour finir avec un récapitulatif de la démarche globale. Cette partie est bouclée par une analyse S.W.O.T sur les algorithmes utilisés.

Partie 3 : Présente les contours et la structuration de la thèse.

Chapitre 2 : Comme chapitre intermédiaire entre la partie bibliographique et la partie expérimentale et modélisation, ce chapitre porte sur la caractérisation des différents matériaux standards et alternatifs utilisés dans cette thèse. Les résultats de la caractérisation, sont comparés aux matériaux similaires évoqués dans la première partie de premier chapitre, et les résultats de caractérisation sont utilisés comme données nécessaires dans les formulations des bétons mais également dans le développement des modèles prédictifs, comme paramètres d'entrée dans certain cas.

Chapitre 3 : Porte sur la modélisation de la compacité granulaire par Apprentissage Automatique, avec l'intégration du modèle développé dans une interface graphique, ce chapitre est scindé en deux parties :

Partie 1 : Création d'une base de données expérimentale parallèlement à une étude paramétrique de la compacité granulaire afin de déterminer les paramètres pertinents sur la compacité granulaire des matériaux standards, cette partie permet d'évaluer les performances de la PG dans d'apprentissage automatique.

Partie 2 : Compléter la base de données par des données relatives aux matériaux alternatifs (Granulats recyclés, Sédiments de dragage et Sable de fonderie) de différentes natures, dans le

Chapitre 1 : Etat de l'art et contexte

but d'optimiser et généraliser le modèle prédictif de la compacité granulaire sur les différents types de granulats (standards et alternatifs).

Chapitre 4 : Dans ce chapitre, on combine la PG et Algorithmes Génétique pour proposer une méthodologie de formulation globale, en commençant par mettre en pratique les connaissances développées sur la PG, dans la modélisation de la résistance mécanique et l'ouvrabilité d'un Béton Hautes Performances, sur une base donnée de la littérature scientifique. Ensuite une optimisation multiobjectif est réalisée par Algorithme Génétique afin de satisfaire un cahier des charges typique d'un BHP. La méthodologie globale est ensuite validée expérimentalement au laboratoire par des formulations de BHP.

Dans cette partie, nous menons également une étude spécifique sur la répétabilité des AG et la PG, ensuite nous nous intéressons à l'écriture mathématique des modèles prédictifs développés par la PG, et leurs impacts sur l'optimisation multiobjectifs.

Chapitre 5 : Avec la même démarche suivie au chapitre précédent, le chapitre 5 applique la méthodologie PG & AG pour un cas d'étude des mortiers à base de matériaux alternatifs, avec en plus, la base de données d'apprentissage réalisée par nos soins, elle comporte 96 formulations de mortiers réalisées au laboratoire selon un plan d'expériences optimisé. Il est à noter également que contrairement au cas des BHP abordés au chapitre 4 qui est un cas d'optimisation bi-objectif, le cas de mortier est un problème d'optimisation à cinq objectifs.

2 Les limites de la thèse

Dans ces travaux nous nous sommes limités à:

- Utiliser quatre matériaux alternatifs : Les granulats recyclés, les sables de fonderie, sable de dragage et les sédiments de Dragage, ceci peut restreindre la fiabilité des modèles développés à des déchets similaires aux matériaux de l'étude.
- Les bases de données d'apprentissage ne sont pas très grandes, notamment celle réalisée par nos soins sur les mortiers à base de sable de fonderie. Ceci est dû à la nature du problème étudié où chaque formulation est testée après de 28 jours.
- Nous n'avons pas eu la possibilité d'étendre l'application de ces méthodes sur d'autres applications du génie civil (technique routière).

La caractérisation mécanique des bétons est restreinte à la résistance mécanique à la compression et flexion ainsi que la compacité et l'ouvrabilité, considérées comme les propriétés les plus importantes exigées dans les cahiers des charges.

Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons rappelé le contexte environnemental mondial actuel et l'évolution de la réglementation concernant la gestion des déchets, avec la mise en exergue de l'importance d'encourager la valorisation des déchets dans une démarche d'écologie circulaire.

Nous avons par la suite, fait un état de l'art sur les gisements des déchets souvent rencontrés dans le domaine du Génie Civil à savoir les granulats de déconstruction, les sédiments de dragage ainsi que les résidus des précédés thermiques. Nous avons rappelé leurs natures et les travaux scientifiques relatifs à la valorisation de chaque déchet dans différentes applications dans le Génie Civil, en particulier le béton qui fait l'objet de notre étude.

Cette étude bibliographique a été enrichie par un rappelle sur les particularités des déchets d'une manière générale, qui sont derrière l'inadaptabilité des méthodes classiques de formulation de béton.

Pour répondre à ces questions, nous proposons une méthode de formulation de béton novatrice, qui permet de répondre à ces questions soulevées. Dans ce cadre, dans la seconde partie du chapitre, on a défini les concepts de base de l'Intelligence Artificielle relatifs à la modélisation des propriétés des bétons par Apprentissage Automatique, et l'optimisation des mélanges par Algorithmes Génétique.

A partir de cet état de l'art sur les déchets tant sur les déchets que les méthodes de formulation des bétons, les contours de la thèse sont dressés avec objectif précis au regard de l'apport envisagé.

Dans le chapitre suivant, nous procédons à la caractérisation des matériaux utilisés dans ce travail, avant de passer à l'application des algorithmes d'apprentissage et d'optimisation sur des cas réels dans les chapitres qui suivent.

CHAPITRE 2: Caractérisation des matériaux

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

Introduction du chapitre

Nous avons retenu du chapitre 1 que les matériaux standards et alternatifs sont d'origines diverses et variées. Ceci leur procure des propriétés très différentes, c'est pourquoi il est primordial de bien les connaître via une étude de caractérisation.

L'objectif de ce chapitre est l'établissement des fiches d'identité des différents matériaux utilisés dans cette étude. Ces essais de caractérisation présentés dans ce chapitre, sont bien évidemment orientés directement vers l'objectif de l'étude qui porte sur la modélisation des propriétés les plus recherchées dans les mortiers et les bétons (Compacité du squelette granulaire, résistance à la compression, résistance à la flexion et maniabilité) par apprentissage automatique.

Ces fiches d'identité nous permettent de déterminer certaines caractéristiques physico-chimiques, géotechniques ou minéralogiques de chaque matériau en fonction du besoin. Ces différents paramètres mesurés peuvent être pris comme des inputs dans les modèles prédictifs développés, par conséquent ils seront utilisés comme des paramètres d'entrées à prendre en compte dans une démarche d'optimisation des mélanges.

Enfin, le choix des essais permettra de classer les matériaux, afin de s'assurer de la pertinence d'un tel matériau dans les formulations des mortiers selon ses propriétés, en se référant aux normes en vigueur.

Rappelons que les matériaux de l'étude sont des matériaux standards : ciment, fillers, cendres volantes, graviers et sables de carrières mais aussi des matériaux alternatifs : sédiments de dragage, sables de fonderie et granulats de béton recyclé.

Tous les essais de caractérisation ont été réalisés au sein du Laboratoire Génie Civil et Environnemental de Mines Douai.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

1 Matériel et mesures

Dans cette première section, nous présenterons d'abord les principes de base des principaux essais, les appareils et les normes utilisées. Dans la seconde section, les résultats obtenus pour chaque matériau seront discutés.

1.1 La granulométrie

Les analyses granulométriques permettent de déterminer et de répartir la grosseur et les pourcentages pondéraux ou volumique respectifs des différentes familles des grains d'un échantillon, de diamètres compris entre 0 et 80 mm .

Les multiples techniques d'analyse sont basées sur des principes variés : séparation mécanique (tamisage) pour les fractions grossières ($\geq 63\mu\text{m}$) ou par l'intermédiaire d'un fluide (gaz ou liquide) pour les fines. Dans cette thèse, l'analyse granulométrique des fractions sableuses a été réalisé par tamisage humide et pour les fractions grossières un tamisage à sec a été réalisé selon la norme (NF EN 933-2), quant aux fines l'analyse a été réalisée par diffraction de rayon laser selon la norme (NF ISO 13320-1) à l'aide d'un granulomètre laser de type Coulter LS 230 qui permet d'identifier des particules avec des tailles comprises entre $0,04 \mu\text{m}$ et $2000\mu\text{m}$. Les deux dispositifs sont présentés dans la Figure 17



Figure 17: Tamis (A Gauche) Granulomètre laser de type Coulter LS 230 (A droite).

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

1.2 Les masses volumiques

Chaque matériau est composé de grains solides, de vides (pores intra granulaires et vide inter granulaires) et d'eau éventuellement. Chaque phase représente un volume partiel comme montré sur la Figure 18

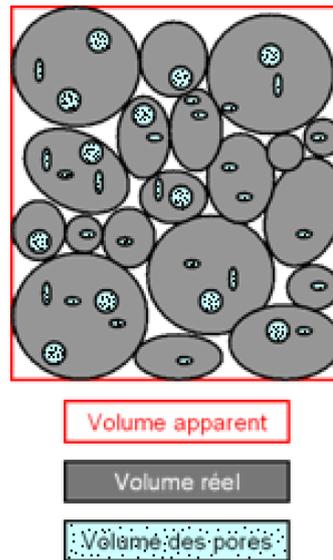


Figure 18: Différentes phases d'un matériau granulaire.

La masse volumique apparente (ρ), La masse volumique réelle (ρ_r) et la masse volumique absolue (des grains solides) (ρ_s) ont été mesurées selon les normes respectives NF EN 1097-3, NF EN 1097-6 et la norme NF P 94-054.

Dans ce travail, la masse volumique réelle a été mesurée par un pycnomètre à eau (Figure 19-à droite). La masse volumique absolue a été mesurée par un pycnomètre à hélium de type Accupyc 1330 (Micromeritics) (Figure 19- à gauche). Cette dernière mesure a été effectuée sur des matériaux broyés et séchés à 40 °C .



Figure 19 : Pycnomètre à hélium (à gauche) et Pycnomètre à eau (à droite).

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

1.3 La compacité

La compacité mesurée à sec est le rapport du volume solide (V_s) d'un mélange granulaire sur son volume apparent (V_t), ou en termes de masse volumique elle peut être exprimée comme décrit dans l'Équation 3 :

$$C = \frac{V_s}{V_t} = \frac{\rho}{\rho_s}$$

Équation 3

A partir de cette définition, on peut présager l'influence de certains paramètres comme la taille, la forme des grains ou le mode de mise en place sur la compacité. Dans la partie expérimentale, nous étudierons en particulier l'influence de l'énergie de serrage sur l'évolution de la compacité.

1.4 Pertes Au Feu (P.A.F)

Du point de vue technique, les matières organiques (ou thermiquement instable), fonction des domaines peuvent avoir des caractéristiques indésirables dont les principales sont leur structure spongieuse qui retient l'eau, la faible résistance mécanique mais aussi l'impact des constituants chimiques. La détermination des pertes au feu s'avère donc très importante. Nous utilisons dans ce travail, la méthode thermique (Figure 20) décrite par la norme XP P94-047.



Figure 20 : Four pour la mesure de la perte au feu (P.A.F).

1.5 Surface spécifique Blaine et BET

Lorsqu'on étudie les matériaux à granulométrie fines (poudres), Les mesures des surfaces spécifiques sont très importantes. En effet, la surface développée par une poudre conditionne

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

la demande en eau nécessaire pour mouiller l'ensemble des particules et donne une représentation de la surface offerte aux adjuvants chimiques (Sadok et al., 2016c).

Le principe de l'essai de Blaine est de faire passer une quantité d'air connue au travers d'un lit de poudre (ciment ou autre matériau fin) et de mesurer le temps de passage de l'air, dans le but de déterminer la finesse du broyage du matériau. En effet, le temps (t) d'infiltration de l'air est proportionnel à la surface massique du matériau. Cet essai est décrit dans la norme NF EN 196-6 en utilisant l'appareil présenté sur la Figure 21 (A gauche).

La méthode BET (Brunauer, Emmett et Teller) est une méthode qui permet la détermination de la surface BET par adsorption d'azote. L'appareil BET utilisé dans notre étude est présenté sur la Figure 21 (A droite). Ce matériel est de type micromeritics-ASAP2010.



Figure 21 : Perméabilimètre de Blaine (A gauche) et l'Appareil pour mesurer la surface spécifique BET (A droite).

1.6 Analyse chimique par Fluorescence aux rayons X (FX)

La spectrométrie de Fluorescence X (FX) est une méthode d'analyse chimique élémentaire utilisant une propriété physique de la matière, la fluorescence de rayons X. Le spectre des rayons X émis par la matière est caractéristique de la composition de l'échantillon. En analysant ce spectre, on peut en déduire la composition élémentaire, c'est-à-dire les concentrations massiques en éléments. Les analyses FX de nos matériaux ont été effectuées au sein du laboratoire des analyses chimiques de Mines Douai en utilisant l'appareil de Marque Bruker axs S4 pioneer présenté sur la Figure 22.



Figure 22: Appareil de Fluorescence X (FX).

1.7 Diffraction aux Rayons X (DRX)

Les analyses minéralogiques consistent à déterminer les phases minérales d'un matériau par diffraction aux rayons X. Cette méthode consiste à utiliser la propriété de diffraction d'un faisceau monochromatique de rayons X par les plans réticulaires. Le matériel utilisé est de type D8 fabriqué par Siemens, présenté sur la Figure 23.



Figure 23: Diffractogramme à rayon X.

2 Caractérisation des matériaux standards

Les matériaux standards caractérisés dans cette partie, englobent les différents granulats utilisés dans l'étude de la compacité granulaire, ainsi que les matériaux utilisés dans les formulations des BHP et des mortiers. Le ciment utilisé comme liant hydraulique, les additions et les adjuvants sont également caractérisés.

La caractérisation des matériaux, permet de bien identifier les caractéristiques des matériaux utilisés, mais aussi de prendre en compte les plus pertinents comme paramètres d'entrée (Input) dans les modèles prédictifs.

2.1 Les granulats

Les granulats utilisés dans cette étude (Figure 24), sont des granulats calcaires concassés du Gaurain, commercialisés en tant que classes granulaires : sable Gn 0/4 (A), gravillons Gn 4/8 (C), Gn 8/14 (B) et Gn4/16. On a utilisé également des granulats calcaires concassés Bn 14/20 (D) qui proviennent de la carrière du Boulonnais.

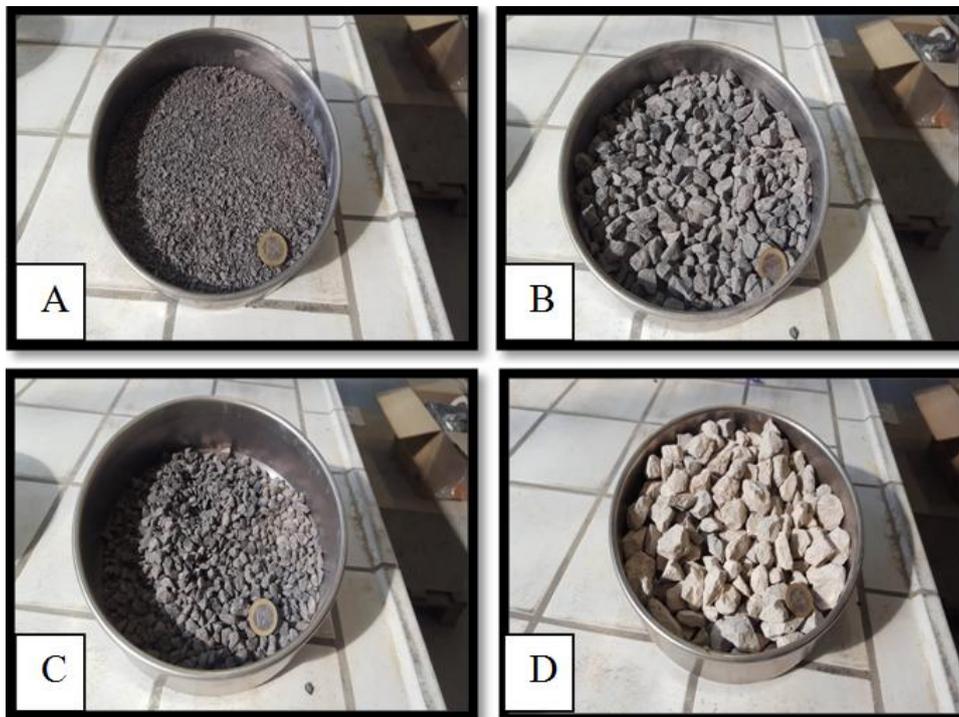


Figure 24 : Granulats utilisés

Les échantillons ont été préparés suivant les prescriptions de la NF EN 932-1 (méthodes d'échantillonnage) et les analyses granulométriques faites conformément à la norme NF EN 933-1 (Analyses granulométriques). Les courbes granulométriques des granulats sont

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

présentées sur la Figure 25 suivi d'un tableau récapitulatif des propriétés granulométriques de chaque classe (Tableau 9)

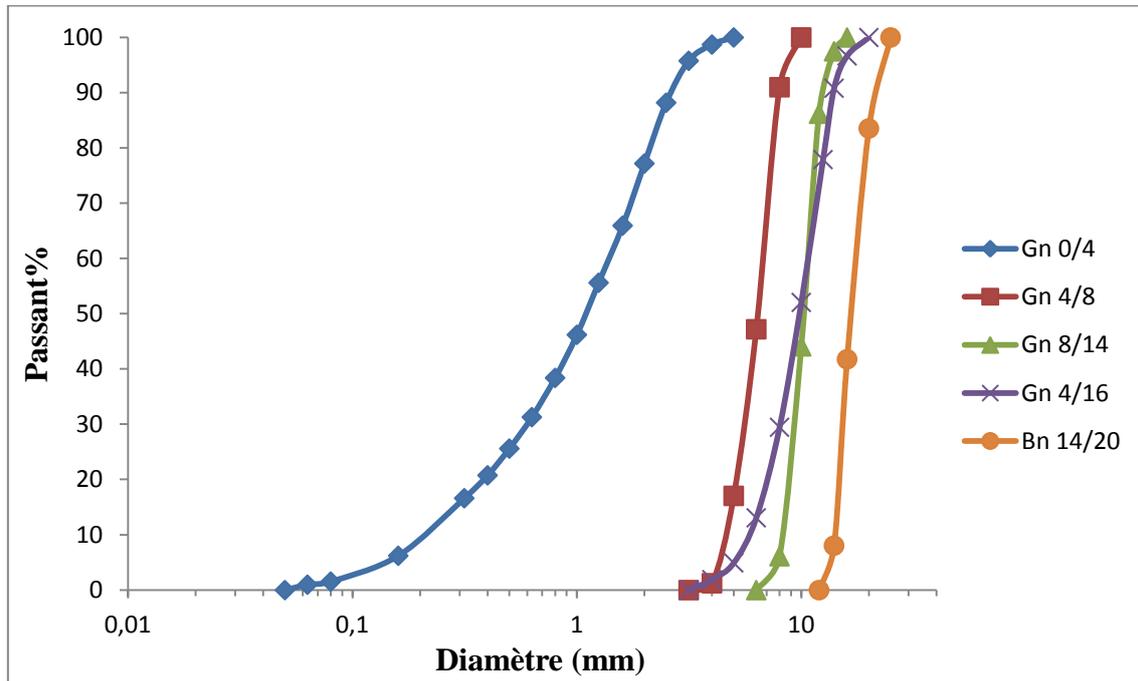


Figure 25 : Courbes granulométriques des granulats utilisés

| | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|---------------------|--------------------|--------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-------|------|----------------------------|
| Gaurain Gn 0/4 | 0,063 | 4 | 0,21 | 0,62 | 1,2 | 1,39 | 6,62 | 1,32 | 2,53 |
| Gaurain Gn 4/8 | 4 | 8 | 4,55 | 5,55 | 6,4 | 6,89 | 1,51 | 0,98 | 6,21 |
| Gaurain Gn 8/14 | 8 | 14 | 8,2 | 9,25 | 10,27 | 10,75 | 1,31 | 0,97 | 11,27 |
| Gaurain Gn 4/16 | 4 | 16 | 6 | 8 | 9,81 | 70,77 | 11,80 | 0,15 | 11,08 |
| Boulonnais Bn 14/20 | 14 | 20 | 14,11 | 15,3 | 16,78 | 17,74 | 1,26 | 0,94 | 17,17 |

Tableau 9 : Récapitulatif de la granulométrie des classes élémentaires utilisées.

Les paramètres sont calculés selon les Équation 4 et Équation 5

$$C_u = \frac{D_{60}}{D_{10}} \quad \text{Coefficient de Hazen (Coefficient d'Uniformité).}$$

Équation 4

$$C_c = \frac{D_{30}^2}{D_{10} * D_{60}} \quad \text{Coefficient de Courbure.}$$

Équation 5

D_{moy}^* : Diamètre moyen calculé par la formule de Mellor (Jeanneau, 1967) (Sadok et al., 2016b) présentée en l'Équation 6

$$D_{\text{moy}}^* = \sqrt[3]{\frac{(d_{\min}^2 + D_{\max}^2)(d_{\min} + D_{\max})}{4}}$$

Équation 6

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

Pour chaque classe granulaire, des mesures des masses volumiques apparentes, réelles et absolues ont été effectuées ainsi que les mesures des propriétés mécaniques, les résultats sont regroupés dans le Tableau 10.

| | ρ (t/m ³) NF EN 1097-3 | ρ_r (t/m ³) NF EN 1097-6 | ρ_s (t/m ³) NF P 94-054 | LA EN 1097-2:1998 | MDE EN 1097-1 |
|---------------------|---|---|--|-------------------------|---------------------|
| Gaurain Gn 0/4 | 1,61 | 2,66 | 2,69 | 18 | 16 |
| Gaurain Gn 4/8 | 1,54 | 2,66 | 2,68 | 18 | 16 |
| Gaurain Gn 8/14 | 1,56 | 2,66 | 2,69 | 18 | 16 |
| Gaurain Gn 4/16 | 1,67 | 2,67 | 2,69 | 18 | 16 |
| Boulonnais Bn 14/20 | 1,57 | 2,69 | 2,72 | 22 | 13 |

Tableau 10 : Masse volumiques des granulats d'étude.

Les résultats de caractérisation obtenus sur les granulats utilisés révèlent des matériaux de carrière courants utilisés d'une manière standard pour confectionner des bétons de différentes classes de résistance.

2.2 Le ciment (Choix et origine)

Le ciment utilisé dans cette thèse est un liant hydraulique, nous avons opté pour le ciment CEM1 52.5 N MF, de la cimenterie Holcim d'Obourg. C'est un ciment Portland dont le constituant principal est le clinker Portland (K). La teneur en clinker est supérieure à 95 %.

2.2.1 Fiche d'identité du ciment

Le CEM I 52,5 N, provenant de l'usine Holcim d'Obourg, est destiné aux bétons d'ouvrages soumis à un environnement faiblement ou moyennement agressif, il présente une résistance moyenne en compression à 2 jours de 34MPa et à 28 jours de 62 MPa. Sa surface spécifique Blaine est de 0,367 m²/g, sa masse volumique de 3,21 g/cm³ et sa surface spécifique BET est de 0,91 m²/g. Ces résultats sont récapitulés dans le Tableau 11.

| Mesure | Valeurs |
|--|---------|
| Rc2 (MPa) | 34 |
| Rc28(MPa) | 62 |
| Blaine (m²/gr) | 0,367 |
| BET (m²/gr) | 0,91 |
| ρ_s (t/m³) | 3,21 |
| Compacité (NF EN 196-3) | 0,526 |

Tableau 11 : Fiche d'identité du ciment d'étude 52,5 N.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

D'après les résultats présentés dans le Tableau 11, nous remarquons que le ciment utilisé à une masse volumique de $3,21 \text{ t/m}^3$ et une compacité égale à $0,526$. Ces résultats sont courants pour des ciments portland de même classe.

2.2.2 Analyse granulométrique

L'analyse est effectuée par granulométrie laser à l'air, la courbe granulométrique (Figure 26) permet de constater que le ciment d'étude est un matériau fin inférieur à $63 \mu\text{m}$, et le diamètre moyen est de l'ordre de $10 \mu\text{m}$.

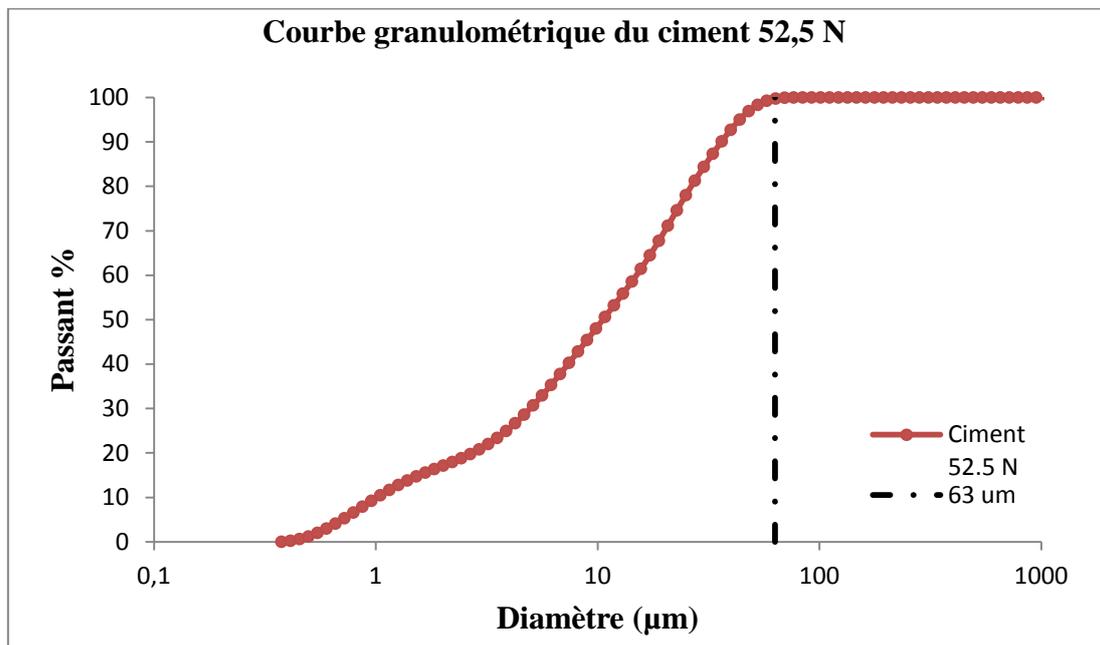


Figure 26 : Courbe granulométrique du ciment 52.5 N.

2.2.3 Composition minéralogique et chimique

L'analyse du spectre obtenu (Figure 27) a révélé la présence des principales phases cristallographiques du clinker et une prédominance des silicates tricalciques C3S (Alite).

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

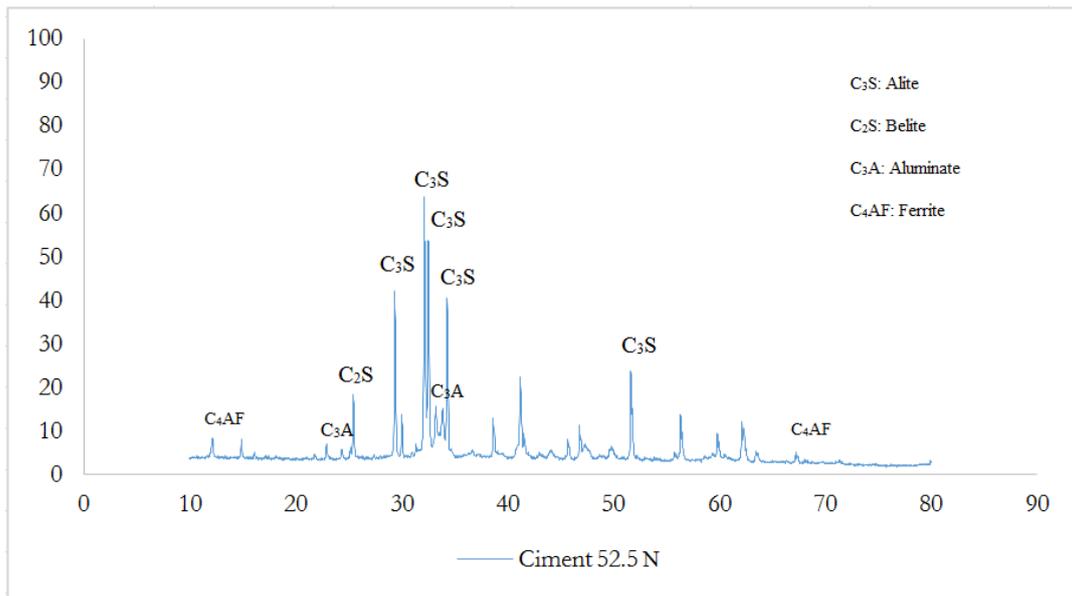


Figure 27 : Diagramme DRX du ciment d'étude (Amar et al., 2016).

Des essais de FX ont été réalisés également pour détecter les principaux éléments chimiques qui constituent ce ciment. Les résultats sont récapitulés dans le Tableau 12, les constituants principaux sont l'oxygène, le calcium, le silicium, le fer et l'aluminium.

| Élément | Ciment 52.5 N |
|---------|---------------|
| O | 38,9 |
| Na | 0,5 |
| Mg | 0,7 |
| Al | 2,7 |
| Si | 7,6 |
| P | 0,2 |
| S | 1,8 |
| Cl | 0,1 |
| K | 0,6 |
| Ca | 43,5 |
| Ti | 0,2 |
| V | Traces |
| Cr | Traces |
| Mn | Traces |
| Fe | 2,8 |
| Cu | Traces |
| Zn | 0,2 |
| Sr | 0,1 |
| Zr | Traces |
| Ba | Traces |
| Total | 99,8 |

Tableau 12 : Composition chimique du ciment obtenue par fluorescence X (% massique).

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

2.3 Les additions minérales (Les fines)

En raison de leur finesse comme de leur réactivité, les additions minérales sont couramment utilisées dans les bétons, car ils apportent une amélioration très significative des propriétés des bétons et des produits dérivés. Il était donc important d'envisager leur utilisation dans les méthodes de formulation des bétons développés dans ce travail. En effet, nous souhaitons développer tant que possible des modèles fiables autant dans le cas d'utilisation des gros granulats (gravier, sable) que dans le cas d'utilisation des matériaux fins (additions minérales).

2.3.1 Les cendres volantes

Les cendres utilisées sont des cendres silico-alumineuses issues de la combustion de charbon de houille pulvérisée en centrale thermique à flamme (Surschiste à HORNAING). Ce sont des cendres certifiées EN 450, elles se présentent sous la forme de poudre grise, douce au toucher. La Figure 28 et le Tableau 13 récapitulent la granulométrie des cendres volantes.

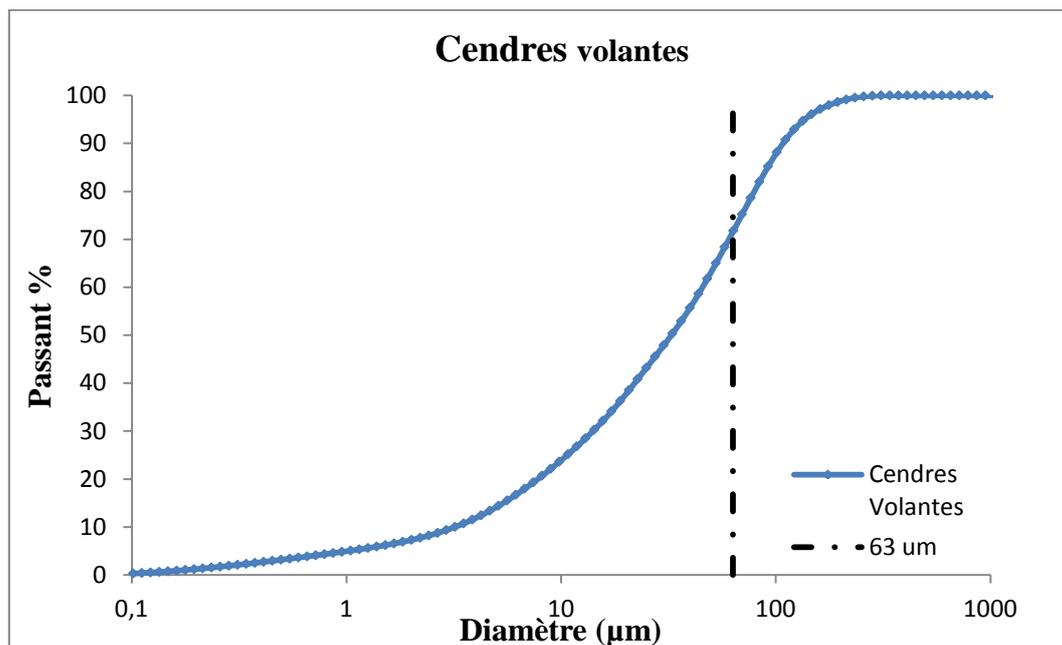


Figure 28: Courbe granulométrique des Cendres volantes.

| Cendres Volantes | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|------------------|--------------------|--------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-------|------|----------------------------|
| | 0,001 | 0,256 | 0,003 | 0,014 | 0,03 | 0,04 | 13,33 | 1,63 | 0,16 |

Tableau 13 : Granulométrie des cendres volantes.

Le Tableau 14 récapitule quelques propriétés physiques et chimiques des cendres volantes de l'étude

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

| Matériau | Cendres volantes |
|---------------------------------------|------------------|
| Perte au feu 550° (%) | 0,51 |
| ρ_s (t/m ³) | 2,15 |
| Blaine (m ² /gr) | 0,293 |
| BET (m ² /gr) | 4,43 |
| Coefficient d'activité NF EN 197-1 | 0,5 |

Tableau 14 : Propriétés des cendres volantes

L'analyse granulométrique par granulomètre Laser montre que les cendres volantes ont une granulométrie bien étalée avec un diamètre maximum ne dépassant pas 1mm (Figure 28). Notons que la surface spécifique Blaine des cendres utilisées égale à 0,293 m²/gr, cette valeur est proche de celle enregistrée pour le ciment 0,367 m²/gr. Nous remarquons également une P.A.F très faible de 0,51%, ceci est assez courant pour les matériaux similaires issus des procédés thermiques.

2.3.2 Fillers calcaires du boulonnais

Les fillers adoptés sont des fillers calcaires issues des carrières du Boulonnais. Ils se présentent sous la forme de poudre blanche, douce au toucher. La Figure 29 et le Tableau 15 récapitulent la granulométrie et quelques propriétés physiques de ces fillers du Boulonnais.

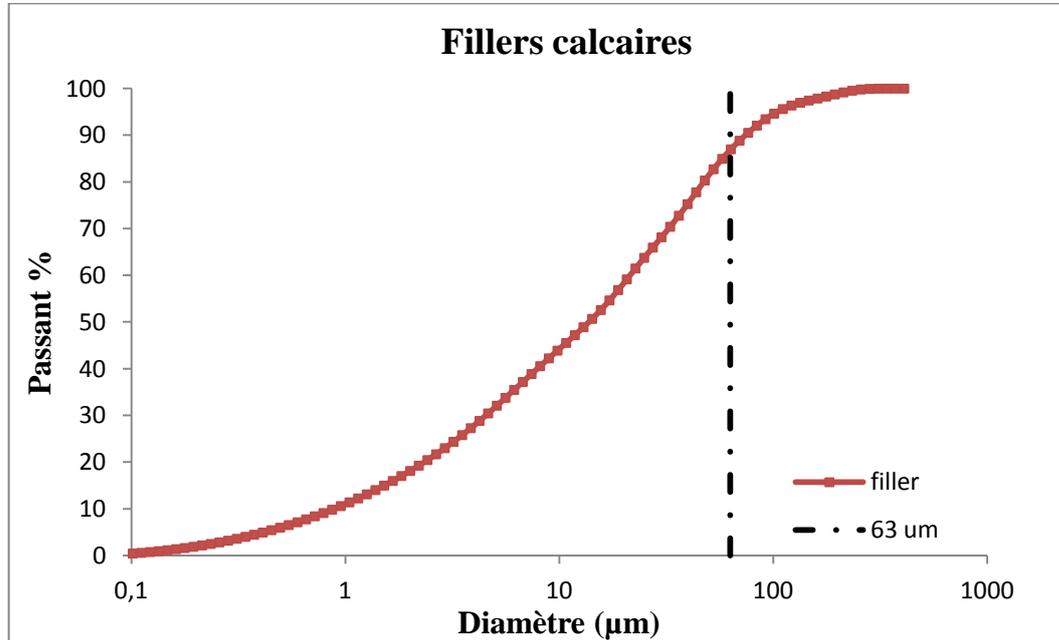


Figure 29 : Courbes granulométriques des fillers calcaires.

| Fillers Bn | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|------------|--------------------|-----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|-------|------|----------------------------|
| | 0,0005 | 0,23 | 0,0008 | 0,004 | 0,014 | 0,021 | 26,25 | 0,95 | 0,14 |

Tableau 15 : Granulométrie des fillers calcaires.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

Le Tableau 16 suivant récapitule quelques propriétés physiques des fillers calcaires

| Matériau | Fillers calcaires |
|------------------------------------|-------------------|
| Perte au feu 550° (%) | 0 |
| ρ_s (t/m ³) | 2,31 |
| BET (m²/gr) | 1,22 |
| Blaine (m²/gr) | 0,396 |
| Compacité (NF EN 196-3) | 0,606 |

Tableau 16 : Propriétés des fillers calcaires.

Nous constatons à travers ces résultats, que les fillers utilisés sont de granulométrie très fine, d'un Dmax ≤ 1 mm avec au moins 85% de passant à 0,063mm. Ceci est en concordance avec les résultats de la surface spécifique Blaine égale à 0,396 plus importante que celle du ciment et des cendres volantes respectivement de 0,367 et 0,293.

IL est à noter que la finesse et la morphologie des fillers influent sur leur demande en eau, sur leurs propriétés rhéologiques et sur leur insertion dans le squelette granulaire du ciment et par conséquent sur l'existence et l'intensité de l'effet filler.

2.4 Les adjuvants

Nous avons utilisé deux adjuvants dans ce travail plus précisément dans la formulation des Bétons à hautes performances. Ces adjuvants sont un superplastifiant et un entraîneur d'air.

2.4.1 Superplastifiant

Nous avons utilisé CHRYSO® Fluid Optima 224, c'est un superplastifiant haut réducteur d'eau de nouvelle génération, à base de polycarboxylate modifié. Selon le fabricant, ce superplastifiant est particulièrement recommandé et adapté à la formulation de bétons auto-plaçant homogènes ayant une capacité de remplissage élevée. Il permet de réaliser des bétons avec un long maintien d'ouvrabilité sans retard de prise et il est compatible avec la majorité des ciments.

Le Tableau 17 récapitule les propriétés du superplastifiant CHRYSO® Fluid Optima 224

| | |
|--------------------------------|----------------------|
| Nature | Liquide |
| Couleur | brun |
| Densité (20° C) | 1,05 \pm 0,02 |
| pH | 4,70 \pm 1,00 |
| Teneur en ions Cl ⁻ | $\leq 0,10$ % |
| Na ₂ O équivalent | $\leq 1,00$ % |
| Extrait sec | 21,60 % \pm 1,10 % |

Tableau 17 : Caractéristiques du superplastifiant utilisé.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

2.4.2 Agent entraîneur d'air

Nous avons utilisé comme agent entraîneur d'air CHRYSO®Air G100, c'est un entraîneur d'air qui, introduit dans le béton, génère un réseau de bulles microscopiques particulièrement stables. Cela lui confère un effet plastifiant, qui permet une réduction d'eau. Il limite la ségrégation, voire supprime tout ressuage. Selon le fabricant, le CHRYSO®Air G100 est compatible avec tout type de ciment. Le Tableau 18 récapitule les propriétés de l'agent entraîneur d'air CHRYSO®Air G100.

| | |
|--|---------------|
| Nature | Liquide |
| Couleur | Jaune claire |
| Point de congélation | 0 °C |
| Densité (20° C) | 1,005 ± 0,005 |
| pH | 7,00 ± 1,00 |
| Teneur en ions Cl ⁻ | ≤ 0,10 % |
| Teneur en Na ₂ O équivalent | ≤ 0,50 % |
| Extrait sec | 3,6 % ± 0,3 % |

Tableau 18 : Caractéristiques de l'agent entraîneur d'air.

3 Caractérisation des matériaux alternatifs

Dans le cadre de la présente étude qui porte sur la mise en place de méthode de formulation adaptée aux matériaux standards et alternatifs, il est primordial de connaître ces derniers au même titre que les matériaux standards afin de bien cerner leurs particularités et de confirmer la possibilité de les utiliser suivant la réglementation en vigueur. Les matériaux alternatifs utilisés dans cette étude sont les Grapiers de Béton Recyclé (GBR), les sables de fonderie, les sédiments et sables de dragage du Port de Dunkerque (sédiments marins) et les sédiments de la Deûle (sédiments fluviaux).

3.1 Les Grapiers de Béton Recyclé (GBR)

Les GBR utilisés sont des Grapiers de classe 4/16 fournis par Colas de la plateforme d'Amiens. Sur la Figure 30 présentant un zoom sur un GBR, on peut voir que ce granulat est un matériau composite constitué de granulats naturels concassés partiellement et d'une pâte de ciment hydraté concassée, enrobant les granulats naturels. Le taux de pâte de ciment présent dans ces GBR, est fonction du béton parent et de la taille des granulats (Zhao, 2014).

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux



Figure 30 : Gravier de Béton Recyclé (GBR).

L'estimation de l'absorption des GBR est particulièrement problématique, en effet, cette mesure a fait l'objet de plusieurs travaux, car elle dépend des graviers de base et de la pâte adhérente. Deux méthodes sont connues pour cette mesure, qui selon les conclusions de Zhao (Zhao, 2014), donnent les mêmes résultats pour les fractions grossières ($\geq 63\mu\text{m}$). La première méthode est réalisée selon la norme EN 1097-6 et la seconde est la méthode IFSTTAR n°78. Les deux méthodes préconisent la saturation du matériau pendant 24h et sécher sa surface jusqu'à l'état saturé surface sèche (SSD) par des procédés différents selon chaque méthode.

Un récapitulatif de la granulométrie et de quelques propriétés physiques est présenté sur la Figure 31 et les Tableau 19 et Tableau 20.

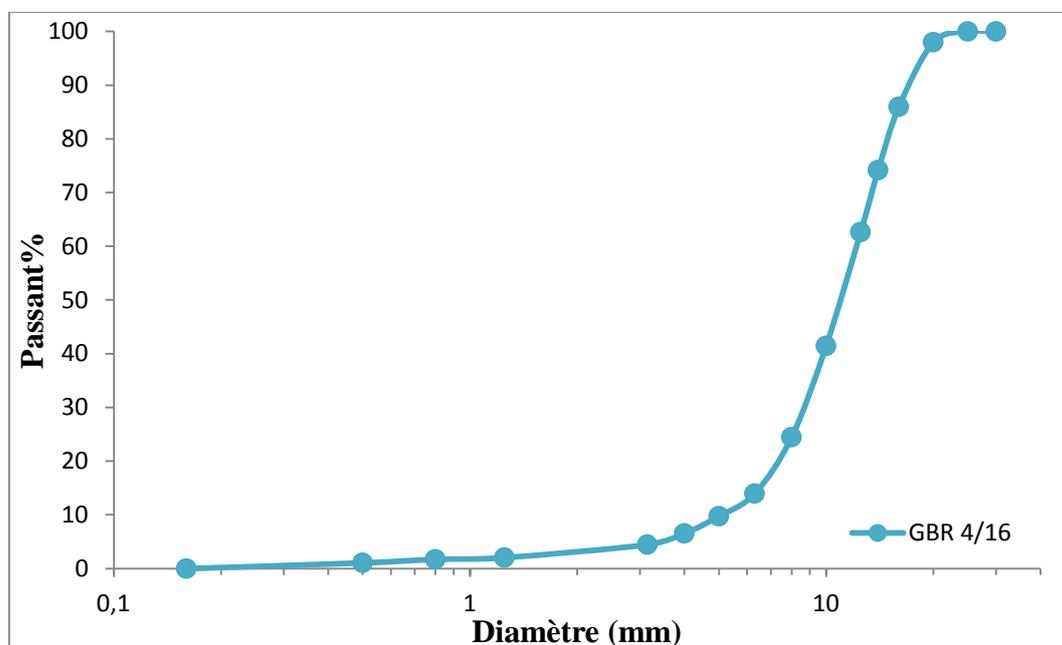


Figure 31 : Courbe granulométrique des GBR.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

| GBR 4/16 | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|-------------|--------------------|--------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------|------|----------------------------|
| | 4 | 16 | 5,07 | 8,65 | 11,02 | 12,2 | 2,41 | 1,21 | 11,08 |

Tableau 19 : Granulométrie des GBR.

Les résultats de l'absorption et les masses volumiques sont récapitulés dans le Tableau 20.

| Matériau | GBR 4/16 |
|------------------------------|----------|
| ρ (t/m ³) | 1,47 |
| ρ_r (t/m ³) | 2,05 |
| ρ_s (t/m ³) | 2,51 |
| Absorption (%) | 5,28 |
| EN 1097-6 | |
| Compacité | 0,585 |
| L.A | 28,7 |
| M.D.E | 24,6 |

Tableau 20 : Propriétés des GBR utilisés.

On constate d'après le Tableau 20 que les GBR présentent des propriétés physiques et mécaniques sensiblement inférieures à celles des granulats naturels. En effet, ceci est relevé à la comparaison de la masse volumique absolue et la compacité des GBR respectivement de 2,51 t/m³ et 0,585 contre celle obtenues pour les granulats naturels Gn4/16 respectivement de 2,67 t/m³ et 0,620. Ces caractéristiques faibles sont dues à la présence importante des pores intra granulaire dans les GBR. Quant aux propriétés mécaniques, ceci est traduit par la résistance à la fragmentation par l'essai Los Angeles et la résistance à l'usure par l'essai Micro Deval respectivement de 28,7% et 24,6%. Ces résultats sont dus à la pâte durcie du ciment (PDC) rattachée aux granulats recyclés plus friable, qui affecte les propriétés du GBR (Berredjem et al., 2015).

Pour une utilisation dans le béton, la valeur de la résistance mécanique, évaluée à partir de l'essai Los Angeles, pour les GBR reste au-dessous des limites indiquées par les normes les plus restrictives, c'est-à-dire 40 et 50

L'absorption d'eau des GBR avoisinant les 6% retient particulièrement notre attention en raison des valeurs habituelles pour les matériaux standards qui varient seulement entre 1 et 3%, ceci est due à la présence de l'ancien mortier dans les GBR qui est poreux, ceci concorde avec les travaux de nombreux auteurs (Padmini et al., 2009, 2009; Rao et al., 2007; Zhao, 2014) qui estiment l'absorption des GBR entre 3 et 12%.

3.2 Les sables de fonderie bruts

Les sables de fonderie utilisés dans ce travail proviennent l'écopôle Recydem, filiale de SITA à Lourches (59). La Figure 32 et Tableau 21 récapitulent leurs granulométries

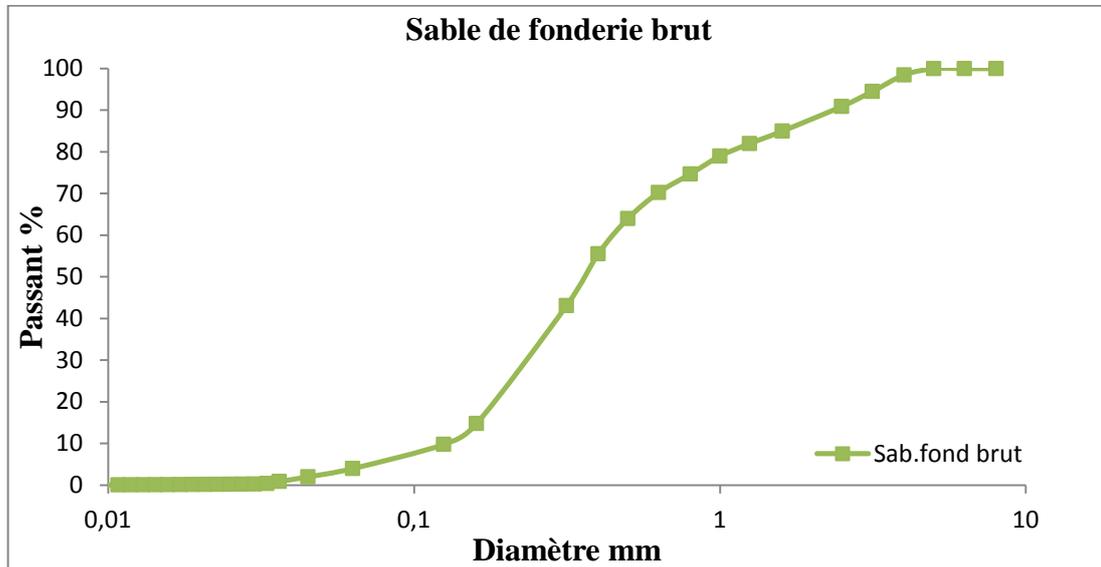


Figure 32 : Courbe granulométrique des sables de fonderie.

| Sable.fond | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|------------|--------------------|--------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------|------|----------------------------|
| | 0,063 | 3,15 | 0,126 | 0,243 | 0,362 | 0,443 | 3,52 | 1,06 | 2,00 |

Tableau 21 : Granulométrie des sables de fonderie.

La mesure de l'absorption pour les sables se fait par la même norme EN 1097-6, les résultats de l'absorption et les masse volumique sont récapitulés dans le Tableau 22.

| Matériau | Sables de fonderie |
|--------------------------------------|--------------------|
| ρ (t/m^3) | 1,51 |
| ρ_r (t/m^3) | 2,38 |
| ρ_s (t/m^3) | 2,67 |
| Compacité | 0,634 |
| BET (m^2/gr) | 7,46 |
| Absorption (%) EN 1097-6 | 4,5 |
| P.A.F à 550C° (%) | 5,6 |
| Lixiviats % phénols NF EN 12457-2 | 0,8mg/kg |

Tableau 22 : Propriétés des sables de fonderie

Nous remarquons, d'après ces résultats que les propriétés des sables de fonderie sont assez similaires des sables standards, la masse volumique absolue (ρ_s) des sables de fonderie mesurée est de $2,67(t/m^3)$ contre $2,69(t/m^3)$ pour le Gn0/4. Cependant nous remarquons que l'absorption des sables de fonderie est relativement élevée, estimée à 4,5% selon la norme EN 1097-6, ce qui est au dessus des valeurs habituelles enregistrées pour des sables de carrière.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

Selon l'arrêté du 16 juillet 1991 relatif à l'élimination des sables de fonderie, les sables de fonderie utilisés dans ce travail sont en dessous du seuil maximal en teneur en phénol autorisé, fixé à 5mg/kg pour la fabrication de produits à base de liants hydrauliques, et à 1mg/kg pour une utilisation dans les remblais.

- **Fines des sables de Fonderie coupés à 0,2mm**

Pour une utilisation dans les mortiers, des fines des sables de fonderie ont été extraites par un tamisage pour retenir que la fraction inférieure à 0,2 mm. La granulométrie obtenue de ces fines est récapitulée dans la Figure 33 et le Tableau 23

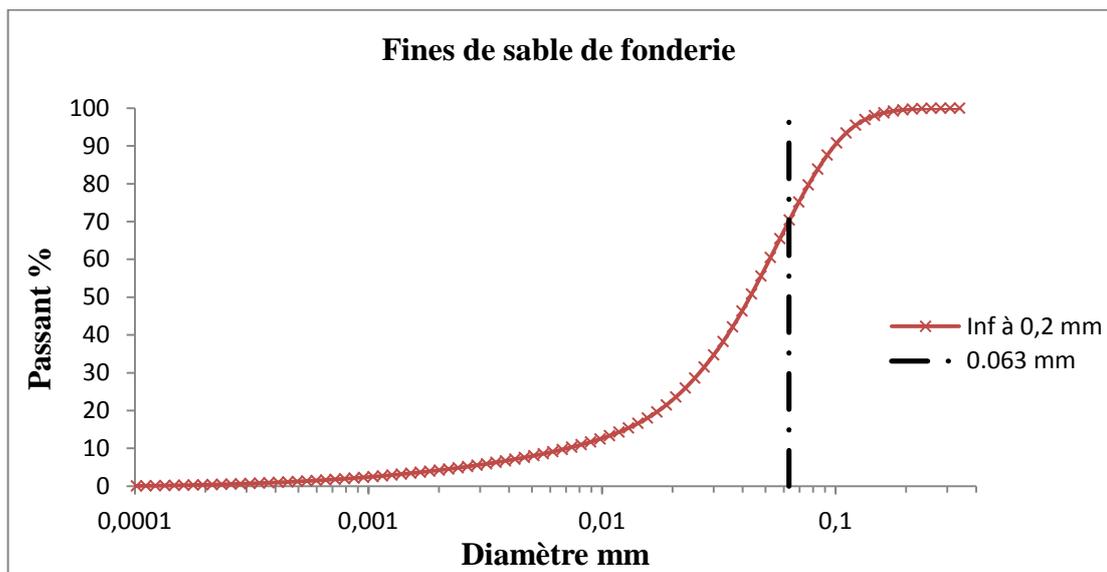


Figure 33 : Courbe granulométrique des sables de fonderie inférieurs à 0,2mm.

| Sable.fond concassé | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|------------------------|--------------------|--------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-------|-------|----------------------------|
| | 0,003 | 0,110 | 0,007 | 0,020 | 0,040 | 0,050 | 7,143 | 1,143 | 0,07 |

Tableau 23 : Granulométrie des sables de fonderies inférieurs à 0,2mm.

3.3 Sables de dragage

Les sables de dragage utilisés proviennent de Dunkerque, ils contiennent des résidus de coquillage. L'analyse granulométrique est récapitulée dans Figure 34 et le Tableau 24

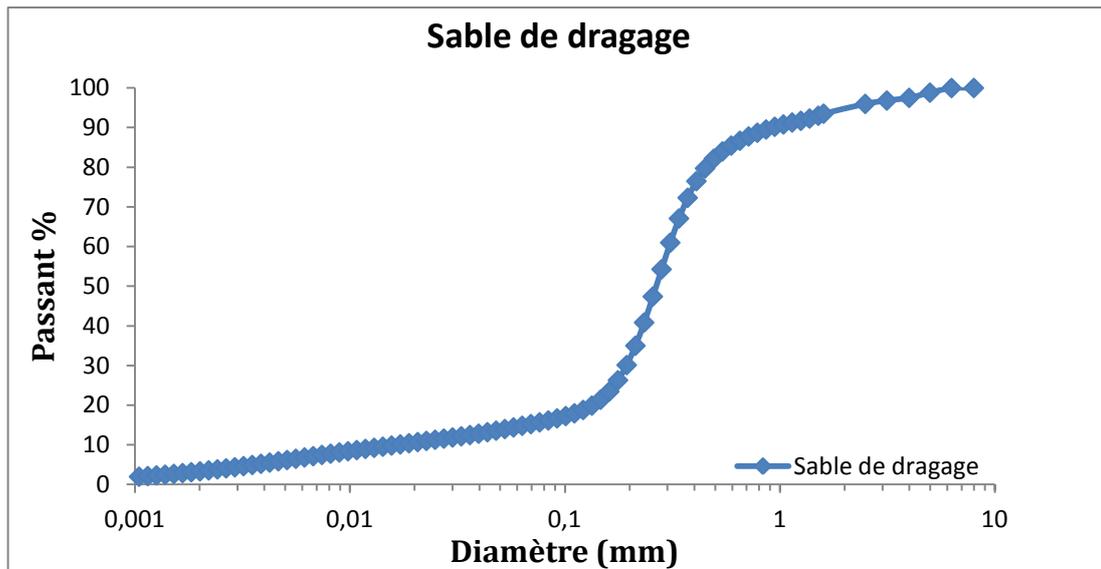


Figure 34 : Courbe granulométrique des sables de dragage.

| Sable dragage | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|---------------|-----------------|-----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|--------|-------|-------------------------|
| | 0,002 | 4,000 | 0,016 | 0,190 | 0,260 | 0,300 | 18,750 | 7,521 | 2,520 |

Tableau 24 : Granulométrie des sables de dragage.

Nous remarquons à travers ces résultats que le sable de dragage est un sable fin avec plus de 80% de passant à 1mm. Selon le coefficient d'uniformité C_u le sable de dragage utilisé présente une granulométrie étalée.

Certaines propriétés physiques et chimiques du sable de dragage ont été mesurées, le Tableau 25 récapitule les mesures effectuées sur ce matériau.

| Matériaux | Sable de dragage |
|------------------------------|------------------|
| ρ (t/m ³) | 1,73 |
| ρ_r (t/m ³) | 2,61 |
| ρ_s (t/m ³) | 2,66 |
| Compacité | 0,660 |
| Absorption (%) EN 1097-6 | 0,16 |
| BET (m ² /gr) | 0,74 |
| P.A.F à 550C° (%) | 0,6 |
| ES NF EN 933-8 | 92 |

Tableau 25 : Propriétés des sables de dragage

Nous remarquons à travers le Tableau 25, que le sable de dragage est très propre d'après la valeur d'équivalent de sable égale à 92 ce qui concorde avec l'analyse granulométrique. De plus la valeur de P.A.F reflète l'absence matière organique dans ce matériau.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

La mesure de la capacité de l'absorption, révèle une porosité interne très faible du matériau traduite par un coefficient d'absorption estimé à 0,16 % selon la norme EN 1097-6. En effet, l'importante porosité interne d'un matériau peut être très préjudiciable pour la durabilité du béton car l'eau piégée peut provoquer l'éclatement du béton sous des basses températures prolongées.

3.4 Sédiments de dragage (Marins et fluviaux)

Afin de couvrir les différentes tranches granulaires, allant des graviers recyclés en passant par les sables de fonderie et de dragage, des matériaux de granulométrie fine, qui sont les sédiments de dragage, ont été utilisés. Deux sortes de sédiments sont utilisés, les sédiments de dragage marins (Sédiments de Dunkerque) et sédiments fluviaux (Sédiments de la Deûle). Une série d'analyses a été menée pour caractériser les deux types de sédiments.

En raison de la plasticité des sédiments, ces derniers se présentent comme des mottes, pour les utiliser secs, on a procédé à un séchage ensuite on les a émiettés pour en obtenir une poudre fine de sédiments. L'opération a été réalisée par le concasseur de laboratoire à mâchoire présenté à la Figure 35



Figure 35 : Concasseur de laboratoire à mâchoire.

3.4.1 Sédiments de Dunkerque

La granulométrie des sédiments de Dunkerque est présentée sur la Figure 36 et le Tableau 26.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

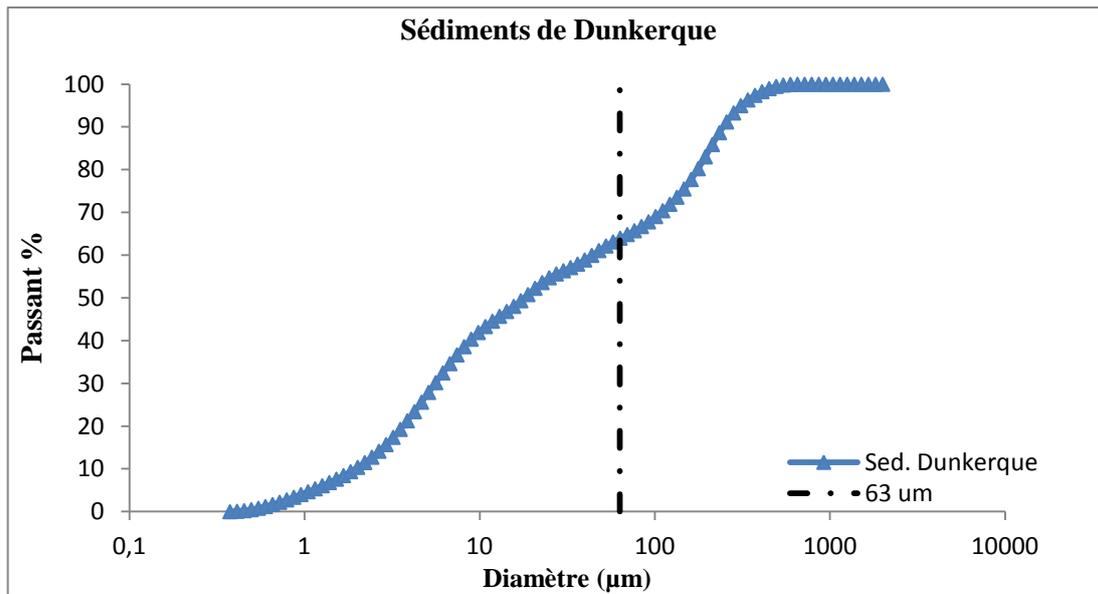


Figure 36 : Courbes granulométriques des sédiments de Dunkerque.

| | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|-----------|--------------------|--------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-------|------|----------------------------|
| Sed. Dunk | 0,001 | 0,49 | 0,002 | 0,005 | 0,01 | 0,04 | 20,00 | 0,31 | 0,30 |

Tableau 26 : Granulométrie sédiments de Dunkerque.

Les résultats obtenus confirment la nature fines des sédiments de dragage de Dunkerque, avec un D_{\max} inférieur à 1mm et plus de 60% de passants inférieur à 0,063 mm.

Des essais de caractérisation physico-chimiques ont été menés également. Le Tableau 27 récapitule l'ensemble des résultats obtenus, ces résultats permettent également de classifier les sédiments selon les applications de valorisation ciblée.

| Propriétés | Sédiment Dunkerque | | | |
|------------------------------|--------------------|-------|-------|------|
| Provenance | Port de Dunkerque | | | |
| Type | Marins | | | |
| Limites d'Atterberg | WL | WP | Ip | Wc |
| | 45.33 | 29.53 | 15.80 | 47.5 |
| VBS (g/100g) | 2.90 | | | |
| P.A.F à 550C° (%) | 10.2 | | | |
| ρ (t/m ³) | 1.12 | | | |
| ρ_s (t/m ³) | 2.48 | | | |
| BET (m ² /gr) | 10,68 | | | |
| Compacité | 0.379 | | | |

Tableau 27 : Propriétés physico-chimiques des sédiments de Dunkerque.

Les résultats obtenus sur les sédiments de Dunkerque présentés dans le Tableau 27, permettent de voir principalement un forte P.A.F estimée à 10,2 % reflétant un matériau

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

moyennement organique, ceci concorde avec les travaux de (Dia et al., 2014; Khezami, 2014; Raouf, 2013) sur le caractère pollué des sédiments marins. Les résultats des limites d'Atterberg révèlent un matériau plastique avec un indice de plasticité $I_p=15,8$.

3.4.2 Sédiments de la Deûle

La granulométrie des sédiments de Deûle est présentée sur la Figure 37 et le Tableau 28.

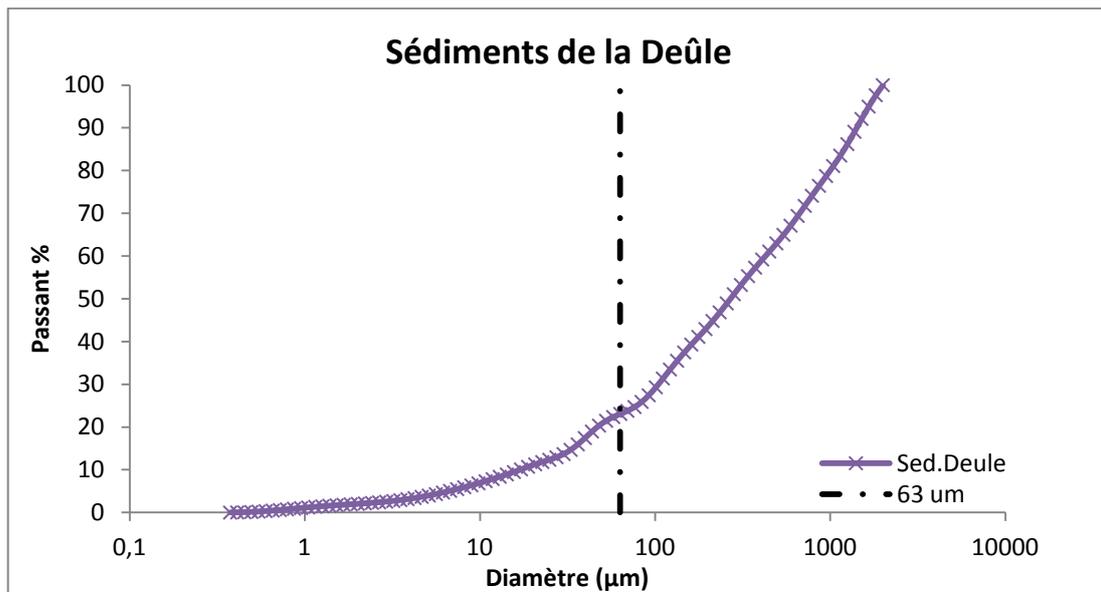


Figure 37 : Courbes granulométriques des sédiments de la Deûle.

| | d_{\min} (mm) | D_{\max} (mm) | D_{10} (mm) | D_{30} (mm) | D_{50} (mm) | D_{60} (mm) | Cu | Cc | D_{moy}^* (mm) |
|-----------|--------------------|--------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-------|------|----------------------------|
| Sed. Deûl | 0,090 | 1,37 | 0,017 | 0,10 | 0,28 | 0,44 | 26,41 | 1,33 | 0,88 |

Tableau 28 : Granulométrie sédiments de la Deûle.

Le Tableau 29 récapitule les résultats obtenus, des essais de caractérisation physico-chimiques ont été menés pour les de la Deûle.

| Propriétés | Sédiment Deûle | | | |
|------------------------------|------------------|-------|-------|----|
| Provenance | Bras de la Deûle | | | |
| Type | Fluviaux | | | |
| Limites d'Atterberg | WL | WP | I_p | Wc |
| | 35.00 | 32.81 | 2.19 | 38 |
| VBS (g/100g) | 0.53 | | | |
| P.A.F à 550C° (%) | 7.8 | | | |
| ρ (t/m ³) | 0.97 | | | |
| ρ_s (t/m ³) | 2.42 | | | |
| BET (m ² /gr) | 4,08 | | | |
| Compacité | 0.453 | | | |

Tableau 29 : Propriétés physico-chimiques des sédiments de la Deûle.

Chapitre 2 : Caractérisation des matériaux

Les résultats obtenus sur les sédiments de la Deûle présentés dans le Tableau 29, révèlent un matériau non plastique avec un $IP=2$, de granulométrie plutôt sableuse avec environ 20% de passant à 0,063 mm et faiblement organique avec une P.A.F égale à 7,8% moins importante que celle enregistrée pour les sédiments de Dunkerque égale à 10,2%. C'est résultats sont en concordance avec les travaux antérieurs sur les sédiments fluviaux (Sadok, 2013c; Thanh, 2009)

Conclusion du chapitre

A travers ce chapitre, les méthodes d'essais et les caractéristiques principales des différents matériaux utilisés dans ce travail, sont présentés.

Pour les matériaux standards, nous avons opté pour des matériaux locaux assez communs et qui sont utilisés d'une manière standard pour confectionner des bétons de différentes classes de résistance. Pour les matériaux alternatifs, nous avons opté pour des matériaux d'origines et de caractéristiques très différentes avec un double objectif : être capable de remplacer différentes classes granulométriques dans les formulations des bétons et mortiers envisagés, mais également d'utiliser des matériaux alternatifs susceptibles d'être représentatifs d'autres déchets ou sous-produits industriels abondants.

Il est aussi utile de rappeler l'intérêt d'intégrer dans cette étude de valorisation des matériaux finis de types sédiments de dragage ou de curage, des sables de fonderie et des granulats de bétons recyclés qui intègrent des spécificités présentes dans d'autres coproduits ou sous-produits industriels, comme la présence des matières organiques, l'absorption des granulats, la non-conformité de la distribution granulométrique ou la forme des matériaux.

Pour les matériaux alternatifs adoptés dans ce travail, il apparaît que selon les caractéristiques de base mesurées, ces derniers peuvent répondre aux exigences d'une utilisation pour la formulation des bétons ou des mortiers.

CHAPITRE 3 : Modélisation de la compacité granulaire

Introduction du chapitre

Avec l'avènement de bétons avec des performances supérieures à celles des bétons anciens et des usages très techniques, les méthodes basées sur l'utilisation des courbes maitresses ont montré rapidement leurs limites (Miraoui, 2010). Dans ce contexte, plusieurs travaux de recherche ont été engagés pour proposer des méthodes ou des modèles de prédiction plus généralistes.

Ainsi au cours des trois dernières décennies, plusieurs modèles ont été développés pour prédire la compacité d'un mélange granulaire. Ces modèles souvent complexes nécessitent la détermination de paramètres parfois difficilement accessibles par l'expérience. Ce qui réduit considérablement l'intérêt des modèles dans des applications pratiques. De plus, les modèles développés à ce jour ont été fait sur la base d'études menées sur des matériaux standards et classiques.

Au regard des objectifs de la thèse qui consistent à proposer une méthodologie de formulation générale de mortiers et bétons intégrant des matériaux standards et des matériaux alternatifs on se propose de développer un modèle de prédiction de la compacité valable pour les matériaux standards et alternatifs.

Le modèle ainsi développé peut être comparé au modèle proposé par De Larrard (De Larrard, 2000) à la base du logiciel de formulation RENE-LCPC. Comme souligné dans l'introduction générale de ce manuscrit, l'approche adoptée est basée sur la PG.

Pour répondre à cet objectif et au regard des informations disponibles, il était important dans un premier temps de développer une base de données qui intègre aussi bien des mesures de compacité sur des matériaux standards que sur des matériaux alternatifs.

Pour s'assurer du caractère général des modèles que nous souhaitons développer, plusieurs paramètres sont variés dans les mesures effectuées. Parmi ces paramètres, on peut noter la variation dans une large gamme des rapports des diamètres moyens des mélanges étudiés, la variation des modes de serrage imposés aux mélanges, la nature des matériaux (fine, sable, gravillon et gravier) et l'allure des courbes granulométriques.

Dans ce qui suit, après une description rapide de la base de données mise en place et la description des modes de serrages adoptées. Une analyse des résultats obtenus en termes de compacité a permis de dégager les paramètres pertinents de la modélisation engagée.

Chapitre 3 : Modélisation de la capacité granulaire

Dans un dernier temps, nous avons successivement proposé une modélisation et une comparaison des modèles issus de la PG ou la MGGP avec les prédictions du logiciel RENE-LCPC.

Il est important de rappeler que les modèles déduits par la PG ou la MGGP dans ce chapitre sont adoptés dans le chapitre 5 pour enrichir la méthode de formulation multiobjectif adoptée dans le cadre de cette étude.

Il est aussi important de souligner que l'objectif d'utiliser l'apprentissage automatique dans la modélisation de la capacité réside dans la volonté de développer un modèle adapté aux matériaux standards et alternatifs.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

1 Base de données relative à la compacité des mélanges granulaires binaires

Comme mentionné ci-dessus, la base de données représente l'environnement d'apprentissage pour l'algorithme de PG et la pertinence des modèles obtenus dépend de la qualité de cette base de données. Même si différents travaux de la littérature confirment la bonne reproductibilité des essais de mesure de compacité (Bouterfas, 2012), nous allons tout de même considérer la valeur moyenne des compacités mesurées sur trois échantillons dans cette étude. Le résultat obtenu sera exprimé avec 3 décimales.

La base de données intègre les dosages des composants, les caractéristiques propres de ces composants et les compacités pour les différents mélanges testés.

2 Etude paramétrique de la compacité granulaire

Pour assurer un caractère général à cette base de données dans cette étude, plusieurs paramètres (contrôlables) sont modifiés. L'objectif de ce travail est d'identifier les paramètres de forte influence sur la compacité d'un mélange granulaire à savoir la nature des matériaux étudiés et les modes de compactage.

2.1 Matériaux de l'étude

Dans cette étude paramétrique, nous avons utilisé différents matériaux standards et alternatifs pour la création de la base de données expérimentale (Tableau 30). Le choix des matériaux a été fait sur la base de leurs caractéristiques granulométriques de façon à étudier le comportement des matériaux fins jusqu'aux matériaux grossiers. Avec la même logique, le choix des matériaux alternatifs a été fait. La caractérisation de ces matériaux est donnée en détail au chapitre 2.

| Matériaux | |
|---|-------------------------------------|
| Matériaux standards | Matériaux alternatifs |
| Filler calcaire de Boulonnais (Filler Bn) | Sédiments de Dunkerque (Sed.Dunk) |
| Sable de Gaurain 0/4 (Gn 0/4) | Sable de fonderie (Sab-Fond) |
| Gravier de Gaurain 4/8 (Gn 4/8) | Granulats des Bétons Recyclés (GBR) |
| Gravier de Gaurain 8/14 (Gn 8/14) | |
| Gravier de Boulonnais 14/20 (Bn 14/20) | |

Tableau 30 : Matériaux de l'étude.

2.2 Modes de compactage

Afin d'étudier l'influence du mode de serrage sur la compacité des mélanges binaires étudiés, quatre modes de compactage ont été adoptés à savoir : versement simple, piquetage, vibration avec une pression de 10 kPa et table à choc avec pression de 10 kPa.

Il est à noter que ces différents modes imposent des énergies de serrage différentes aux mélanges. Dans ce cadre, un indice de serrage (K) a été proposé par De Larrard (De Larrard, 2000), par calibrage entre des données théoriques du Modèle d'Empilement Compressible (MEC) qu'il propose, et les résultats expérimentaux. La valeur de l'indice de serrage K a été ajustée de façon à obtenir la meilleure coïncidence possible entre prédictions du modèle et résultats expérimentaux. Les valeurs de K correspondant aux différents modes de serrage proposés sont récapitulées dans le Tableau 31.

| Procédé | Mode de compactage à sec | | | |
|----------|--------------------------|---------------------|-------------------|----------------------|
| | Versement simple | Piquetage avec tige | Vibration +10 kPa | Table à choc +10 kPa |
| K | 4,1 | 4,5 | 9 | 9 |

Tableau 31 : Résumé des valeurs de K (Indice de serrage) pour différents mode de mise en place (De Larrard, 2000)

Dans ce travail, nous retenons, les quatre modes de mise en place pour la mesure de la compacité des classes élémentaires comme celle des mélanges binaires, afin de confirmer les similitudes observées pour les deux modes : Vibration+10 kPa et Table à choc+10 kPa et les différences observées en comparaison du versement simple et du piquetage.

Ci-dessous la procédure pour les quatre modes utilisés est décrite.

Méthode de versement simple (NF EN 1097-3): 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 (Figure 38), sans aucune autre sollicitation. Après arasement et pesée de l'éprouvette, la masse volumique apparente est calculée. La compacité est calculée selon l'Équation 3 du chapitre 2.



Figure 38 : Méthode par versement simple.

Méthode de piquage ASTM C29-78: cette méthode est inspirée de la méthode ASTM C29-78 comme montré à la Figure 39. Pour les gravillons, la tige utilisée est en acier mesurant 600 mm de long avec un diamètre de 16 mm. Pour les sables, la longueur utile de la tige est de 130 mm avec un diamètre de 6 mm. Les cylindres sont remplis en trois couches successives, chacune piquée vingt-cinq fois avec la tige adéquate. De même à la fin de la procédure, la masse volumique de l'éprouvette est calculée puis la compacité est déduite.



Figure 39 : Méthode par piquetage.

Méthode de vibration avec pression de 10 kPa : 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 est

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

équipé d'un disque interne de même diamètre qui permet d'appliquer une charge de 10kPa uniformément répartie sur toute la surface des granulats. L'ensemble est solidarisé à une table vibrante. Après homogénéisation de l'échantillon (Figure 40) ce dernier est versé dans le cylindre. La vibration est lancée après l'application de la pression (10 kPa) (El Barrak, 2005). L'échantillon est soumis à une vibration de 150 Hz pendant deux minutes.



Figure 40 : Méthode par vibration+10kPa.

A la fin de cette étape, la différence de hauteur provoquée par le compactage par rapport à la hauteur initiale (Figure 41) est mesurée. La compacité est ainsi déduite.



Figure 41: Perte de volume après vibration sous pression de 10 kPa.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

Table à choc avec pression de 10 kPa : Les moules utilisés et les dispositifs de serrage sont les mêmes que le précédent essai. L'ensemble est solidarisé à une table à choc (Figure 42). Pour appliquer les chocs, il suffit de tourner la manivelle en bas de la table. Les cylindres sont remplis en trois couches successives, et chaque couche subit 20 chocs. En fin d'essai une pression totale de 10 kPa sur l'échantillon est appliquée et fait subir 20 chocs à l'échantillon (De Larrard et al., 2003). On mesure de même le volume de l'échantillon puis on calcule sa masse volumique apparente et enfin la compacité.



Figure 42 : Table à chocs.

2.3 Influence du mode de compactage sur la compacité des classes élémentaires

Pour ce qui est de l'influence du mode de serrage sur la compacité des classes élémentaires, on remarque d'après la Figure 43, que la compacité maximale est plus grande pour les fines, dès qu'elles sont soumises à une sollicitation mécanique. Pour ce qui est de l'efficacité du compactage, il est clair qu'indépendamment des dimensions des granulats, la table à choc+10 kPa donne la compacité maximale par rapport aux autres procédés de compactage testés (versement simple, piquetage, vibration+10kPa).

Nous remarquons également, que contrairement au sable et aux fillers, le piquetage est plus efficace pour les graviers que la vibration+10kPa. Ceci est dû à la granularité importante des graviers, causant une friction plus importante entre les grains pendant la mise en place par vibration, contrairement au compactage par piquetage, où la tige s'enfonce dans le matériau permettant un réarrangement plus facile des grains. Ceci est en contradiction avec les conclusions de plusieurs travaux (De Larrard, 2000), sur l'amélioration inconditionnelle de la compacité des mélanges avec l'augmentation de l'indice de serrage K , logiquement plus important pour la vibration +10 kPa ($K=9$) que pour le piquetage ($K= 4,5$). Nous concluons donc que certes l'influence du mode de mise en place est confirmée, mais l'efficacité du mode de compactage est conditionnée, dans certains cas par la granulométrie (ou les caractéristiques) du matériau également.

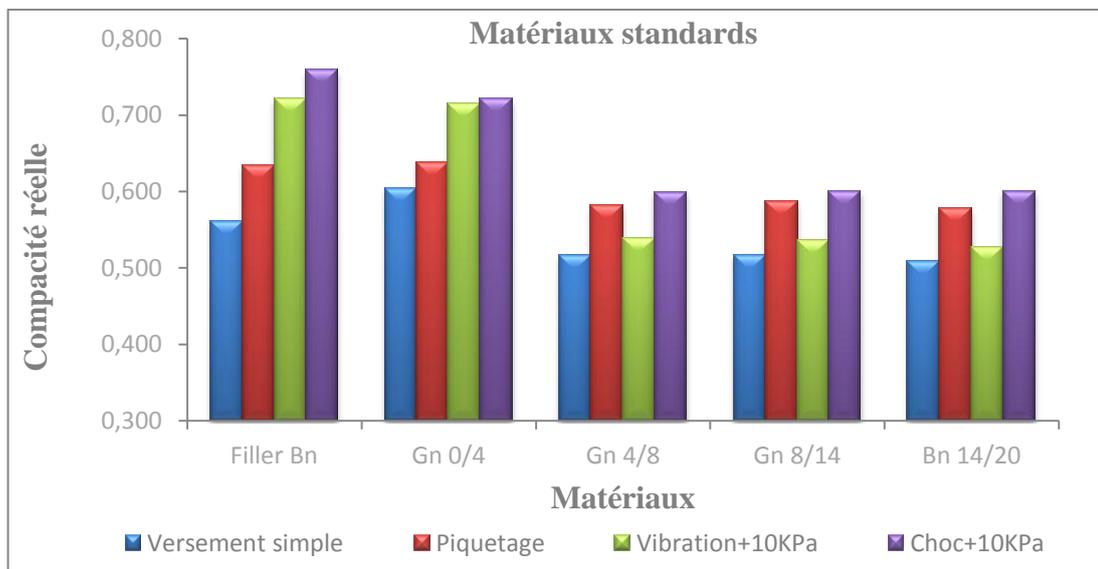


Figure 43 : Evolution de la compacité des matériaux standards en fonction du mode de compactage.

Pour ce qui est de l'influence du mode de mise place sur la compacité des matériaux alternatifs, nous observons des comportements similaires vis-à-vis de l'énergie de serrage, que

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

les matériaux standards comme exposé sur la Figure 44, où en remarque une augmentation de la compacité des matériaux en augmentant l'énergie de serrage et en remarque également que la table à choc induit une compacité presque similaire que la « vibration10+kPa » notamment pour les sables de fonderie et les granulats des bétons recyclés. Ces premiers résultats permettent de conclure que le mode de serrage est un paramètre de forte influence sur la compacité des différentes classes élémentaires, de matériaux standards ou alternatifs.

Il est à noter également que le mode de serrage a encore plus d'influence sur les fractions fines que grossières. Enfin la comparaison entre les résultats obtenus sur les matériaux alternatifs et standards est comparable pour les sables et les graviers toutefois très différente pour les fines.

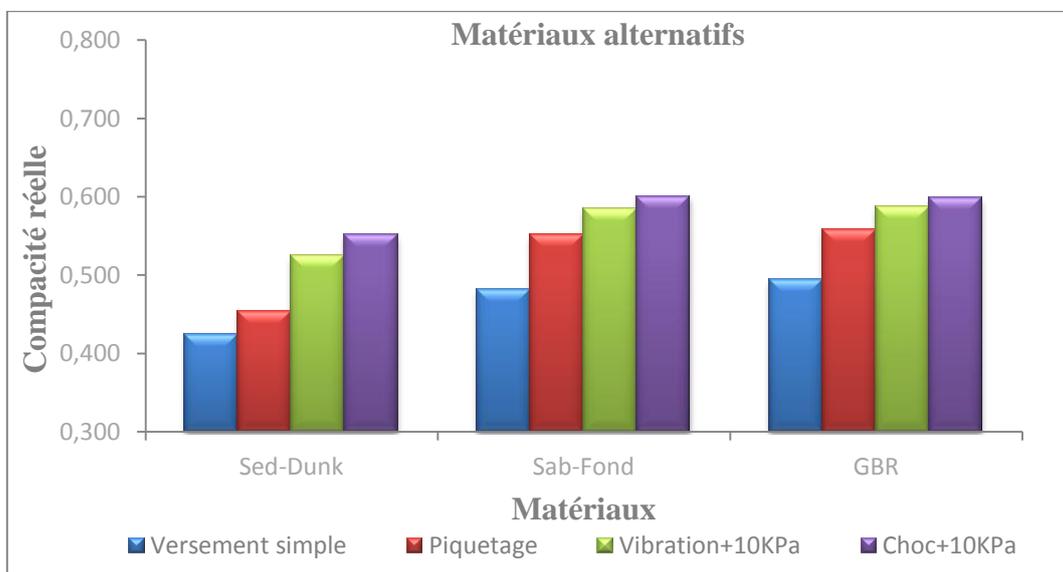


Figure 44 : Evolution de la compacité des matériaux alternatifs en fonction du mode de compactage.

2.4 Compacité des mélanges granulaires binaires

a. mélanges de matériaux standards

Nous avons effectué une étude systématique sur des mélanges binaires obtenus par une combinaison de deux classes élémentaires, préalablement préparées. Pour la réalisation des mélanges, nous avons procédé à une homogénéisation manuelle. Trois mélanges binaires de matériaux standards ont été préparés. Pour la réalisation de ces mélanges nous avons choisi des proportions Y1 (du composé le plus fin du mélange) allant de 10% à 100% avec un incrément successif de 10%. Les résultats sont présentés dans les Figure 45 à Figure 47.

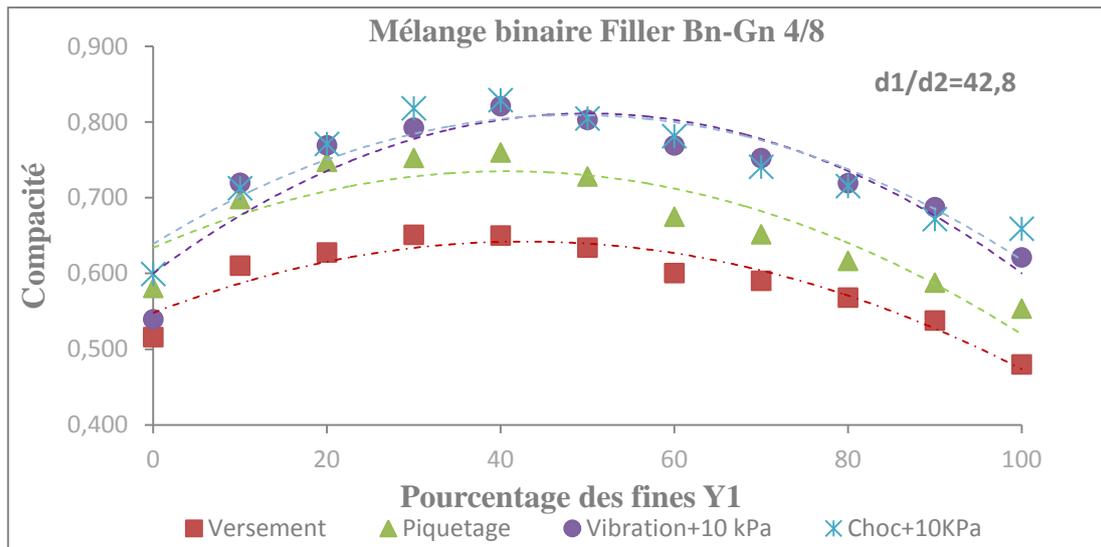


Figure 45 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins (Y1) pour des mélanges binaires (Filler Bn-Gn4/8) et du mode de compactage.

Il apparaît à partir de la Figure 45 que l'ajout des fillers dans le mélange (Filler Bn-Gn4/8), améliore sensiblement la compacité jusqu'à un taux avoisinant les 40%, au-delà de ce seuil, l'augmentation du pourcentage du composé le plus fin (Y1), diminue la compacité. Ceci est valable pour les différents modes de compactage adoptés, ce résultat s'explique par l'insertion des grains de la classe de petite dimension (Fillers dans ce cas-là) dans le vide inter-granulaire de gravier du Gaurain (Gn4/8) augmentant ainsi la compacité du mélange, jusqu'à comblement de tous les vides à environ 40% de Fillers. Au-delà de ce pourcentage optimal, la baisse de la compacité proportionnellement au pourcentage Y1, est expliqué par le phénomène de desserrement des gros grains par les petits grains.

Il est à noter également que la forme des courbes en forme de cloche, s'accroît avec l'augmentation de l'énergie de serrage, ceci concorde avec les conclusions de Bouterfas (Bouterfas, 2012) sur l'évolution de la compacité des mélanges binaires en fonction des modes de serrage.

Les mêmes remarques ont été soulevées sur le mélange binaire Gn0/4-4/8, présenté sur la Figure 46 avec différents mode de compactage.

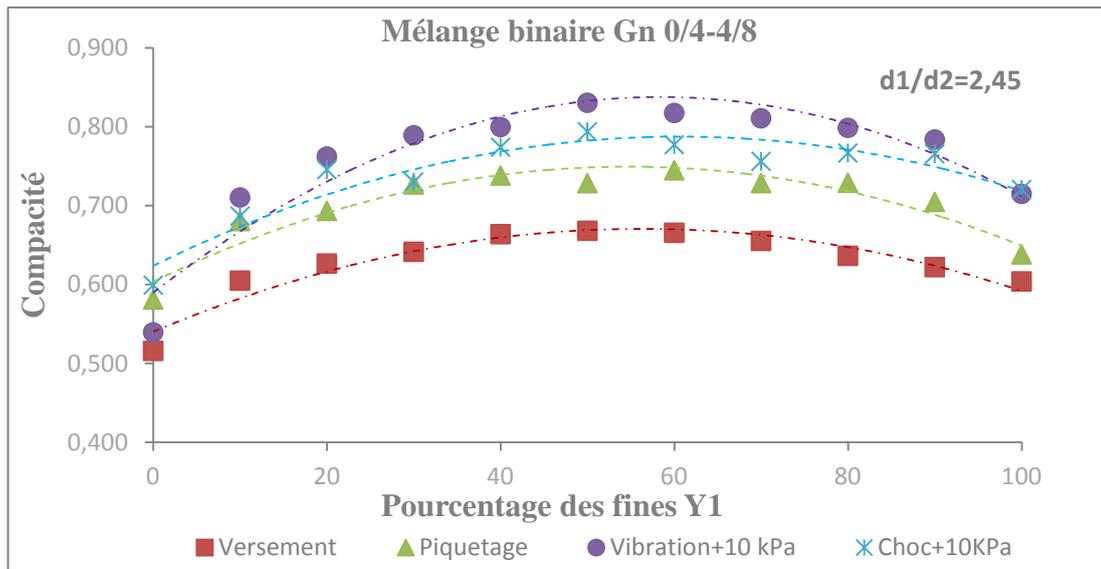


Figure 46 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins(Y1) pour des mélanges binaires (Gn0/4-Gn 4/8) et du mode de compactage.

Pour le mélange binaire (Gn 0/4-Gn 4/8), les courbes obtenues se présentent sous forme de cloche également et les résultats montrent bien que l'optimum de la compacité se trouve à un taux d'introduction des grains fins avoisinant les 50%. Pour la majorité des mélanges, indépendamment du mode de compactage, la variation de la compacité est plus rapide du côté des gros grains dominants (petits pourcentages de grains fins) que du côté des petits grains dominants. Cette variation s'atténue quand les classes granulaires sont plus proches.

D'après ces courbes de la Figure 45 et Figure 46, hormis le changement du pourcentage des fines dans les mélanges, on constate que le mode de compactage améliore nettement les compacités d'un même mélange, au même titre (voir plus) que pour les classes élémentaire. Nous remarquons également que la table à choc n'induit pas un écart important de compacité par rapport à la Vibration+Pression de 10 kPa.

Dans la Figure 47, les résultats du mélange de deux classes élémentaires relativement proches en granulométrie sont présentés.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

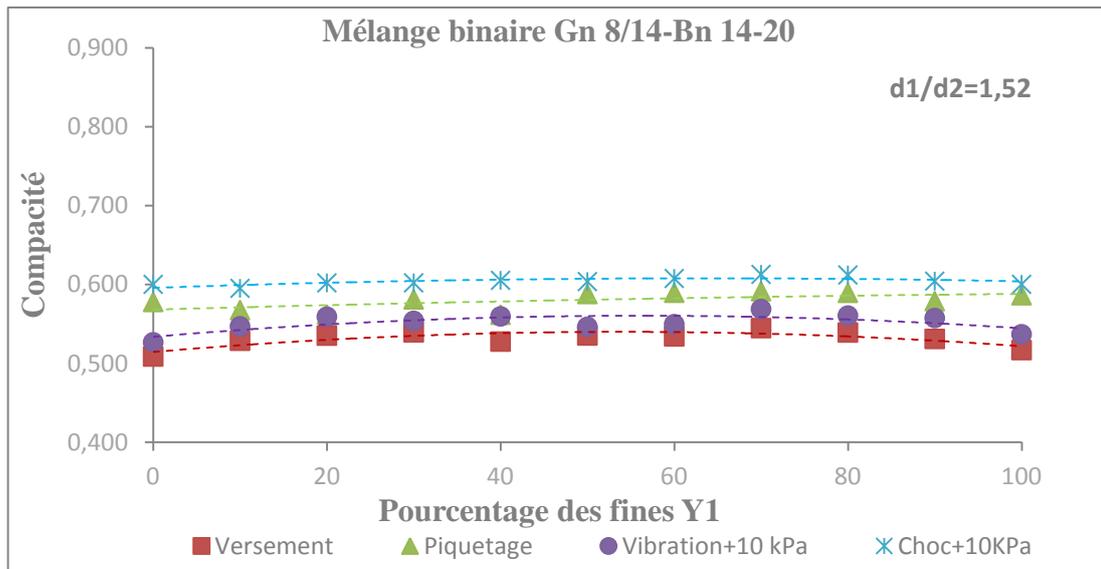


Figure 47 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins pour des mélanges binaires (Gn8/14-Bn14/20) et du mode de compactage.

Pour ce mélange de classes granulaires de plus grande dimension par rapport aux précédents mélanges (Gn 8/14-Gn14/20) on remarque bien l'avantage qu'offre le compactage par piquetage en comparaison avec la vibration+10 kPa. La compacité maximale est encore une fois atteinte par compactage à la table à choc. Contrairement aux précédents mélanges, on constate que la proportion de chaque classe élémentaire n'induit pas un changement sur la compacité. Cependant le mode de compactage reste un facteur important. Ceci nous renvoie, par conséquent, à étudier l'effet de l'étendue granulaire $d2/d1$ sur la compacité, qui peut être un paramètre pertinent.

b. Mélanges de matériaux alternatifs

La même démarche effectuée pour les granulats standards a été entreprise avec des matériaux alternatifs, où on a réalisé trois mélanges granulaires binaires (Sed.Dunk-GBR, Sed.Dunk-Sab.Fond et Sab.Fond-GBR) à différentes fractions et compacités avec différents mode. Nous n'avons pas réalisé le compactage par table à choc+10 kPa sur les matériaux alternatifs puisque ce mode de compactage s'est avéré d'une énergie assez similaire à la table de vibration+10 kPa. Les résultats obtenus pour les trois mélanges sont représentés sur les Figure 48, Figure 49 et la Figure 50.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

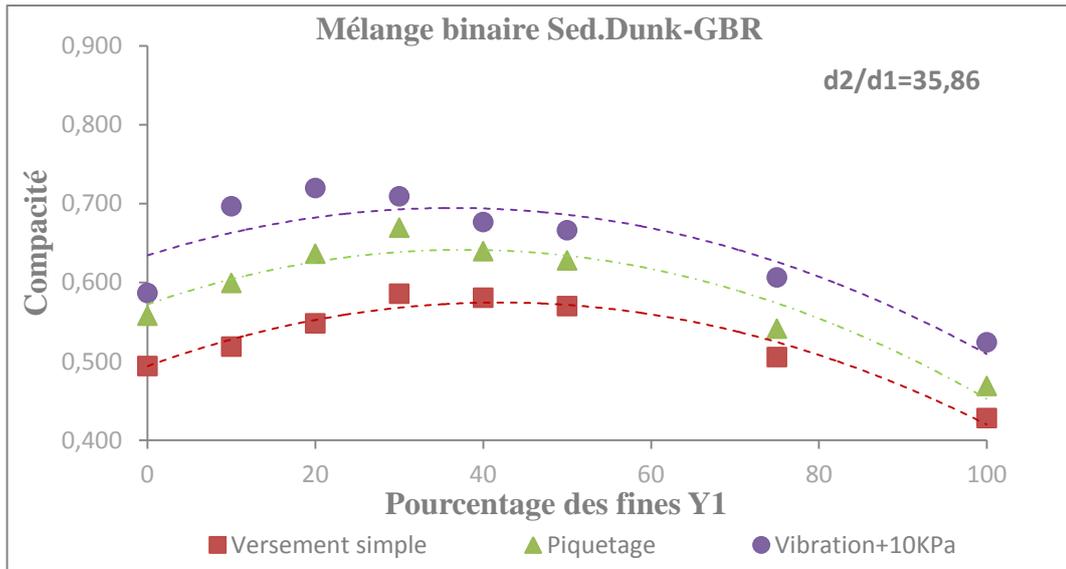


Figure 48 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins pour des mélanges binaires (Sed.Dunk-GBR) et du mode de compactage.

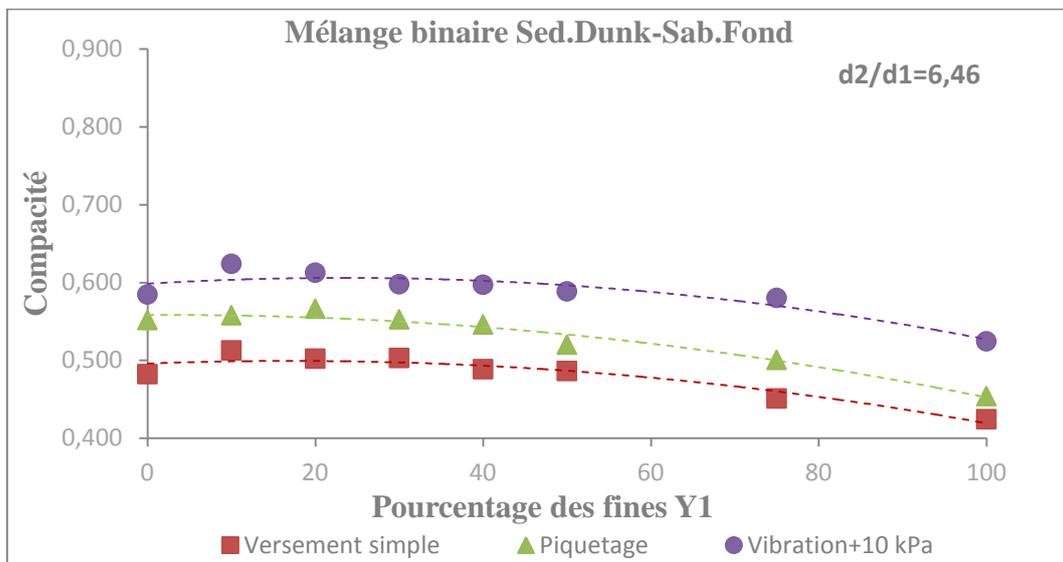


Figure 49 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins pour des mélanges binaires (Sed.Dunk- Sab.Fond) et du mode de compactage.

Pour le mélange (Sed.Dunk-Sab.Fond), où le pourcentage des fines (Sédiments de Dunkerque) n'améliore que très légèrement la compacité, jusqu'à un dosage optimal entre 20 et 30%, à partir duquel la compacité baisse. Ceci laisse croire, que l'influence de Y1 ne dépend peut être pas que du rapport des diamètres moyens des classes granulométriques mais aussi de la classe granulométrique elle-même.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

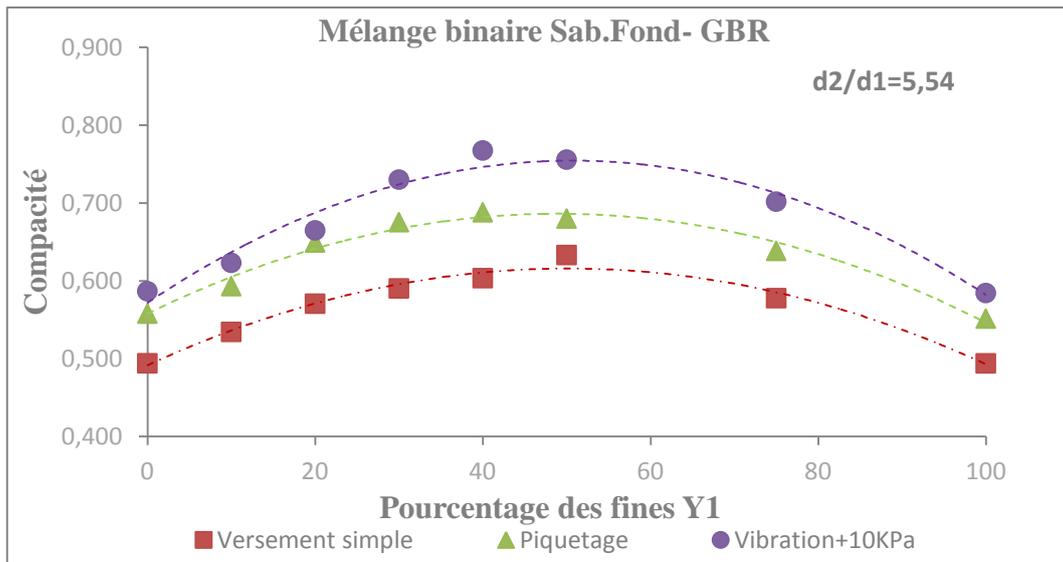


Figure 50 : Variation de la compacité en fonction des proportions des grains fins pour des mélanges binaires (Sab.Fond-GBR) et du mode de compactage.

A l'observation des différentes courbes obtenues pour les mélanges granulaires binaires des matériaux alternatifs, nous tirons les mêmes conclusions que celles des matériaux standards, à savoir :

- La compacité granulaire augmente avec l'augmentation de l'énergie de compactage, où on remarque que la vibration+10 kPa donne une meilleure compacité que le piquetage, et ce dernier est meilleur que le versement simple, pour tous les mélanges granulaires de matériaux alternatifs.
- En augmentant le pourcentage Y1, on obtient des courbes en forme de cloches et ces courbes sont plus accentuées en augmentant l'énergie de serrage, à l'exception du mélange (Sed.Dunk-Sab.Fond) où les courbes sont relativement plates.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

2.5 Effet de l'étendue granulaire sur la compacité des mélanges binaires

Afin d'étudier l'effet de l'étendue granulaire sur la compacité des mélanges binaires, les rapports des diamètres moyens de chaque classe sont rappelés récapitulés dans le Tableau 32 et les résultats des compacités pour un mode de compactage sont représentés sur la Figure 51.

| Type | Matériaux standards | | | Matériaux alternatifs | | |
|----------|---------------------|------------------|---------------------|-----------------------|----------------------|-----------------|
| Mélanges | Filler Bn Gn4/8 | Gn 0/4 Gn 4/8 | Gn 8/14 Bn 14/20 | Sed.Dunk GBR | Sed.Dunk Sab.Fond | Sab.Fond GBR |
| Nom | a | b | c | e | d | f |
| d2/d1 | 42.85 | 2.45 | 1.51 | 35.86 | 6.46 | 5.54 |

Tableau 32 : Récapitulatif de l'étendue granulaire des différents mélanges granulaire.

Nous observerons à partir de la Figure 51, l'effet de l'étendue granulaire sur la compacité des différents mélanges, pour le compactage par vibration+10kPa.

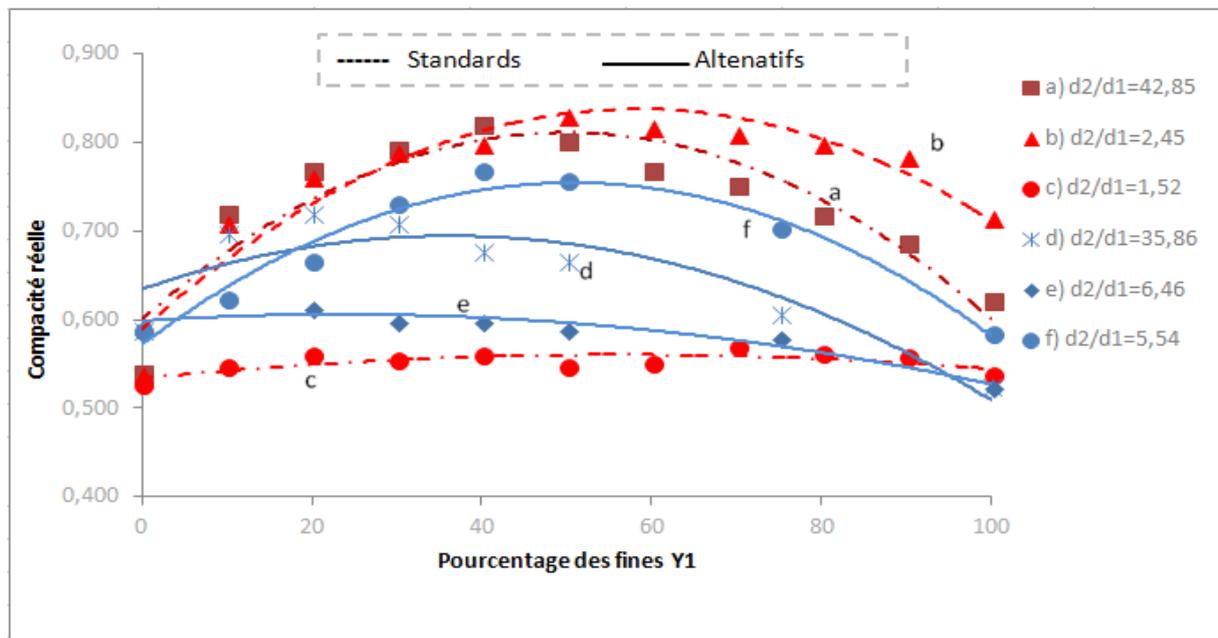


Figure 51 : Variation de la compacité en fonction de l'étendue granulaire.

Nous observons à partir de la Figure 51 que pour des mélanges avec un rapport des diamètres moyens importants, un effet important des proportions des composants fin (Y1) sur l'augmentation des capacités des mélanges (pour les matériaux standards et alternatifs). Pour des mélanges impliquant des matériaux grossiers de granulométrie comparable, peu d'effet sur l'évolution des compacités n'était à signaler. Pour des mélanges impliquant des matériaux dont les rapports des diamètres moyens sont modérés, il apparaît que les formes des courbes

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

granulométriques ou même les classes granulométriques peuvent avoir une influence sur l'évolution des compacités (Hanini, 2012)

Le bilan de cette étude pour évaluer les paramètres influents sur la compacité des mélanges binaires permet de confirmer l'impact important de l'énergie de serrage, le rapport des diamètres moyens des constituants des mélanges mais également la forme des courbes granulométriques des constituants.

Dans la suite de l'étude, ces paramètres seront intégrés comme des paramètres pertinents pour l'identification du modèle prédictif par la programmation génétique.

3 Apprentissage automatique par Programmation Génétique

Après la détermination des paramètres de forte influence sur la compacité granulaire, à travers l'étude paramétrique menée, nous avons préparé la base de données d'apprentissage qui représente l'environnement d'apprentissage de l'algorithme. C'est-à-dire l'algorithme va extraire le maximum d'information de cet environnement et va calibrer par conséquent le modèle prédictif en fonction des informations récoltées. Les prédictions du modèle seront évaluées par la suite par rapport aux résultats obtenus au laboratoire.

3.1 Critère d'évaluation des performances du modèle

L'aboutissement à un modèle mathématique qui représente au mieux l'ensemble des données numériques de la base de données d'apprentissage a besoin d'être évalué dans sa capacité de prédiction. Trois paramètres statistiques, souvent utilisés (Gandomi and Alavi, 2011a), nommés, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (Root Mean Square Error (RMSE)), le coefficient de corrélation (R) et l'erreur absolue moyenne (ou la Mean absolute Error (MAE)), définit dans ce qui suit:

Considérons :

- C_i : Compacité mesurée de la classe i ,
- $C'i$: Compacité prédite de la classe i par le modèle,
- $\overline{C_i}$: Moyenne de compacité mesurée de la classe i ,
- $\overline{C'i}$: Moyenne de compacité prédite de la classe i par le modèle.
- N : Le nombre de tests réalisés

- ***Le RMSE ou racine carré de l'erreur quadratique moyenne :***

Il s'agit de la racine carré de la moyenne arithmétique des carrés des écarts entre les prévisions et les observations (Équation 7). Plus cette grandeur est proche de Zéro, plus la dispersion est faible et plus le modèle prédit correctement les résultats expérimentaux. C'est sur ce paramètre qu'est basée la méthode des moindres carrés dans le cas d'une régression simple ou multiple.

$$\mathbf{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (C_i - C'i)^2}{N}}$$

Équation 7

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

- **Le coefficient de corrélation (R)**

Ce coefficient est compris entre -1 et 1. Il traduit une relation de linéarité entre deux grandeurs. Si R vaut Zéro alors les deux grandeurs sont linéairement indépendantes et si R vaut 1 ou -1 celles-ci sont linéairement dépendantes. Il est défini par l'Équation 8

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (C_i - \bar{C}_i)(C'_i - \bar{C}'_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (C_i - \bar{C}_i)^2 \sum_{i=1}^N (C'_i - \bar{C}'_i)^2}}$$

Équation 8

- **L'erreur absolue moyenne (MAE)**

Comme présenté par l'Équation 9, c'est la moyenne arithmétique des valeurs absolues des écarts. Plus elle tend vers Zéro, moins il y'a d'écart, en erreur absolue, entre les prédictions du modèle et les résultats expérimentaux.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |C_i - C'_i|}{N}$$

Équation 9

Comme il n'y a pas un seul critère sur quoi se baser pour évaluer la pertinence d'un modèle, la combinaison de ses trois critères énumérés ci-dessus, permet d'évaluer d'une manière satisfaisante la capacité de prédiction du modèle développé.

L'évaluation des performances des différents modèles développés par PG dans le processus d'apprentissage, se fait par le biais de la fonction Fitness. Dans la toolbox (GPLab) utilisée, la fitness utilisée par défaut est la somme des différences absolues entre les résultats expérimentaux et théoriques. Nous la baptisons (SAE) de Sum of Absolute Error défini par l'Équation 10:

$$SAE = \sum_{i=1}^N |C_i - C'_i|$$

Équation 10

3.2 Paramétrage de la PG

Comme tout algorithme évolutionnaire, un ensemble de paramètres doit être ajusté pour initialiser, faire et arrêter le processus de recherche de solution optimale. La PG n'échappe pas à ce type de paramétrage.

De plus, ces algorithmes nécessitent de connaître les paramètres pertinents (appelés dans ces méthodes les terminaux) et les fonctions en plus de la base de données qui sert de terrain d'entraînement pour affiner et proposer un modèle mathématique.

Généralement, il n'y a pas de méthode exacte pour trouver un paramétrage optimal de l'algorithme, car ceci dépend étroitement de la nature du problème étudié (Javadi et al., 2006) (Sadok et al., 2016b). Dans notre cas, nous avons utilisé l'approche essai-erreur, qui nous permet d'ajuster les paramètres en fonction du résultat obtenu à chaque fois.

Dans le Tableau 33 sont reportés les principaux paramètres fixés dans la toolbox GPLAB:

| Paramètres | Valeurs |
|------------------------------|---|
| Objectif | Génération d'une formule mathématique qui représente au mieux un ensemble de données numériques. (Compacité résiduelle moyenne d'un mélange granulaire binaire « β_m ») |
| Les terminaux | Y1, Y2, β_1 , β_2 , Cc1/Cc2, d2/d1 |
| Les fonctions | Plus, minus, times, divide, cos. |
| La fitness brute | La somme des erreurs absolues |
| Probabilité de mutation | Variable |
| Probabilité de croisement | Variable |
| Nombre de copie à reproduire | Variable |
| Le succès | Valeur de Fitness nulle=Zéro erreur entre les prédictions du modèle et les résultats expérimentaux |
| La taille de la population | 50, 100, 200 |
| Le nombre de génération | 100, 200, 400 |
| La population initiale | Ramped Half-and-Half method |
| La méthode de sélection | Lexictour, roulette, sus, tournament |
| L'élitisme | Replace |
| Les graphes | Arbre du meilleur individu, la fitness du meilleur individu. |

Tableau 33 : Paramétrage de la PG.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

L'écriture mathématique du modèle développé par PG est présentée dans l'Équation 11

$$\beta_m = \beta_1 - \left[\beta_1 - Y_2 \left(\frac{Y_1 - A}{\beta_2} \right) \right] * \left[Y_2 \left(\frac{Y_2 - B}{C - Y_2} \right) \right]$$

Équation 11

$$\text{Avec : } A = \cos \cos \left(\frac{d_2 - Cc_1}{\beta_1 - \beta_2} - 10 \right) \left(1 - \frac{d_1 - Cc_1}{\beta_1 - \frac{d_2}{d_1}} \right)$$

$$B = \frac{Y_1}{\cos Y_2 * \cos \beta_2} - \beta_2$$

$$C = 10 + \frac{Cc_1}{Cc_2}$$

Le modèle ci-dessus, est le modèle prédictif de la compacité des mélanges granulaires binaires, obtenu par apprentissage automatique.

Nous pouvons remarquer que ce modèle décrit la compacité résiduelle du mélange granulaire (β_m) en fonction des compacités résiduelles intrinsèques des composants (β_1 , β_2) et des proportions massiques des composants fin et grossier dans le mélange notés respectivement (Y_1 , Y_2).

Les coefficients A, B et C sont des constantes qui dépendent des propriétés intrinsèques des composants à savoir : (d_2/d_1) l'étendue granulaire du mélange et le (Cc_1/Cc_2) rapport des coefficients de courbure des deux classes élémentaires.

3.4 Performances du modèle développé

Le modèle prédictif de la compacité granulaire développé par la PG a été comparé avec les prédictions du Logiciel RENE LCPC (Sedran and de Larrard, 1994), couramment utilisé dans l'estimation de la compacité des mélanges granulaires. Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 34 et les Figure 53 et Figure 54.

| Critère de Performances | RMSE | R | MAE |
|-------------------------|------|------|------|
| Modèle PG | 0,06 | 0,92 | 0,03 |
| RENE LCPC | 0,07 | 0,86 | 0,05 |

Tableau 34 : Performances du modèle.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

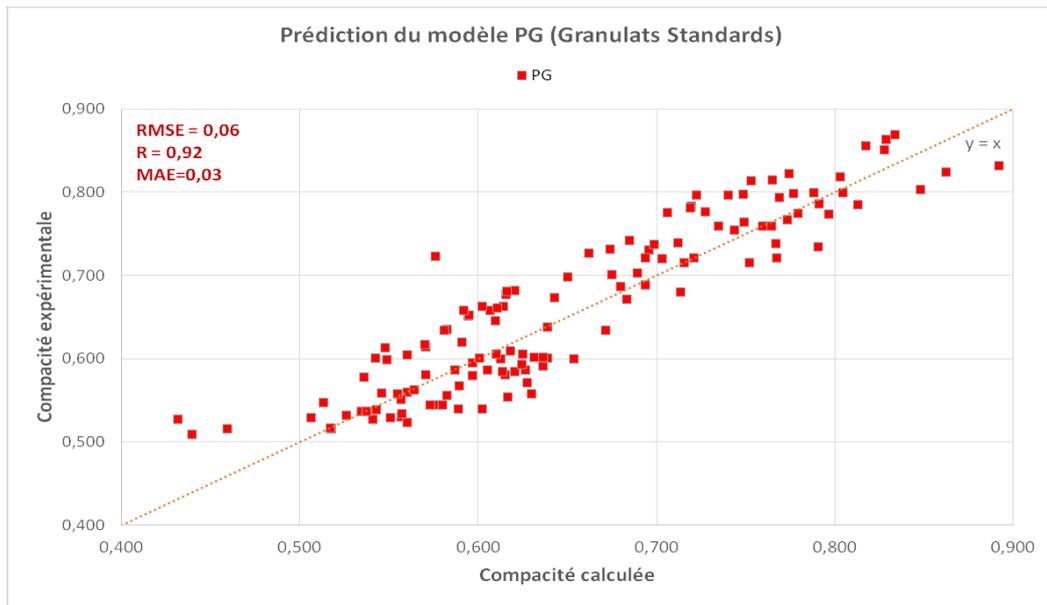


Figure 53 : Prédictions du modèle PG pour les matériaux standards.

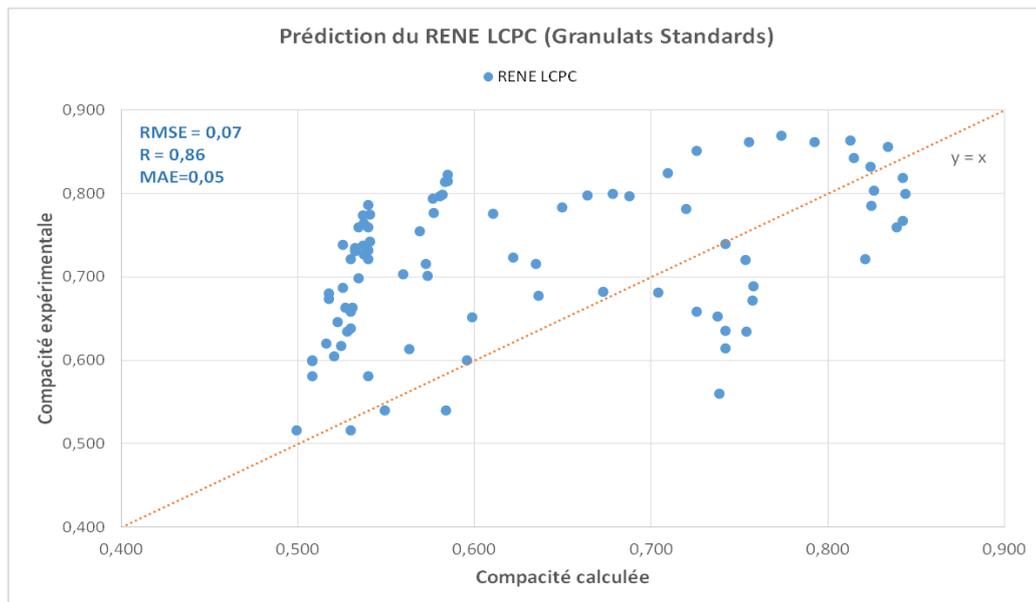


Figure 54 : Prédictions du modèle RENE-LCPC pour les matériaux standards.

Les deux figures ci-dessous présentent les comparaisons des prédictions du modèle PG et du logiciel RENE LCPC par rapport aux données expérimentales. Nous remarquons en premier que les prédictions du logiciel RENE LCPC sont relativement satisfaisantes sur les matériaux standards, en se basant sur l'erreur absolue moyenne de 0,05 ainsi qu'un RMSE et un R respectivement égale à 0,07 et 0,86.

Le modèle issu de la PG quant à lui, présente nettement de meilleures performances que les prédictions du logiciel RENE LCPC, dans la prédiction de la compacité granulaire. Sur la Figure 53, on remarque clairement moins de dispersion autour de l'axe ($x=y$) qui représente

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

théoriquement le modèle idéal. Le modèle issu de la PG donne un MAE de 0,03 ainsi qu'un RMSE et un R respectivement égale à 0,06 et 0,92 qui expriment une liaison fortement linéaire entre les résultats théorique du modèle et les résultats expérimentaux.

En plus des performances du modèle, nous soulignons le fait que le modèle issu de la PG présente le grand avantage d'être développé en fonction des paramètres intrinsèques des composants, facilement accessibles à l'expérience à savoir l'allure des courbes exprimée par le coefficient de courbure C_c et l'étendue granulaire exprimé par le diamètre moyen, contrairement au modèle d'empilement compressible dans le logiciel RENE LCPC qui exige plus de paramètres dont certains sont difficilement accessibles à l'expérience (Hanini, 2012).

Afin d'appréhender et de comparer les performances des modèles développés sur des matériaux standards quant à la prédiction des compacités mesurées sur des mélanges de matériaux alternatifs, les mêmes exercices qui précèdent ont été entrepris. Dans la Figure 55 nous comparons les prédictions du modèle issu de la PG (Équation 11) avec les prédictions du logiciel RENE LCPC sur les matériaux alternatifs sont présentés.

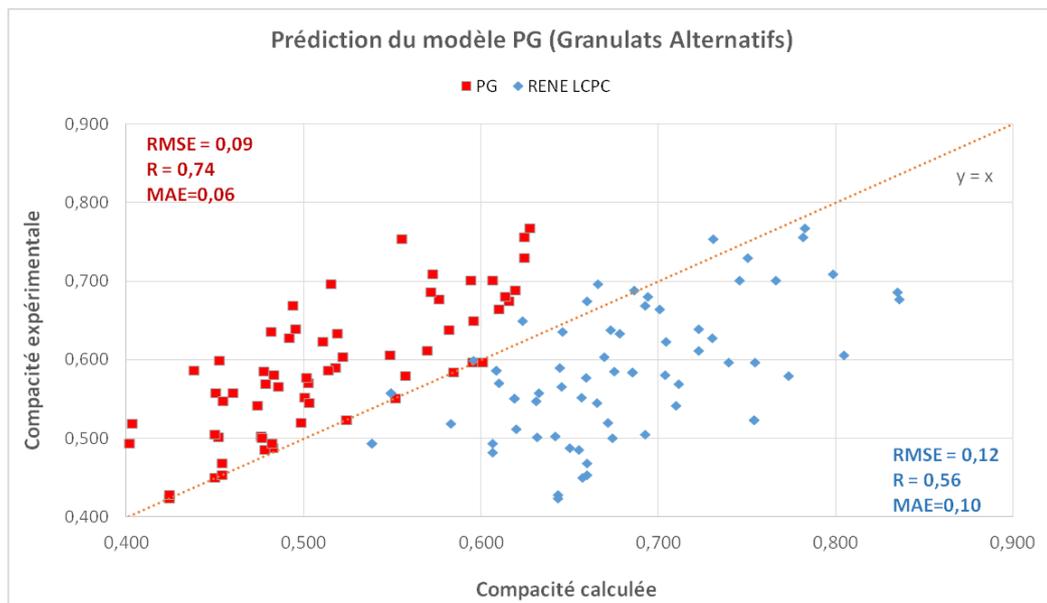


Figure 55 : Modèle PG Vs RENE-LCPC, dans la prédiction de la compacité des matériaux alternatifs.

Il apparaît à travers la Figure 55 que le modèle de la PG surestime les valeurs de la compacité alors que le logiciel RENE LCPC sous-estime les valeurs de la compacité.

On note que les comparaisons présentées sur la Figure 55, démontre une certaine dispersion des résultats pour les deux modèles, en comparaison avec leurs prédictions

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

obtenues pour des mélanges de matériaux standards. On remarque également de meilleures performances, du modèle issu de la PG avec un RMSE, un R et un MAE respectivement de 0,09, 0,74 et 0,06 contre 0,12, 0,56 et 0,10 pour les prédictions du logiciel RENE LCPC. Ceci nous permet de dire que le modèle issu de la PG développé est un modèle assez fiable dans la prédiction de la compacité des matériaux standards et reste assez fiable pour la prédiction de la compacité des matériaux alternatifs.

Une analyse plus fine des résultats pointe parfois quelques lacunes (Figure 56) pour la prédiction des compacités des mélanges qui intègrent des matériaux fins comme les sédiments de dragage.

Afin d'améliorer les prédictions de la compacité des mélanges à base de matériaux standards et alternatifs on se propose dans ce qui suit de lancer l'algorithme d'identification sur la base de données dans sa globalité. On profite dans cette démarche pour utiliser la version améliorée de la PG (la MGGP) pour entreprendre cette démarche.

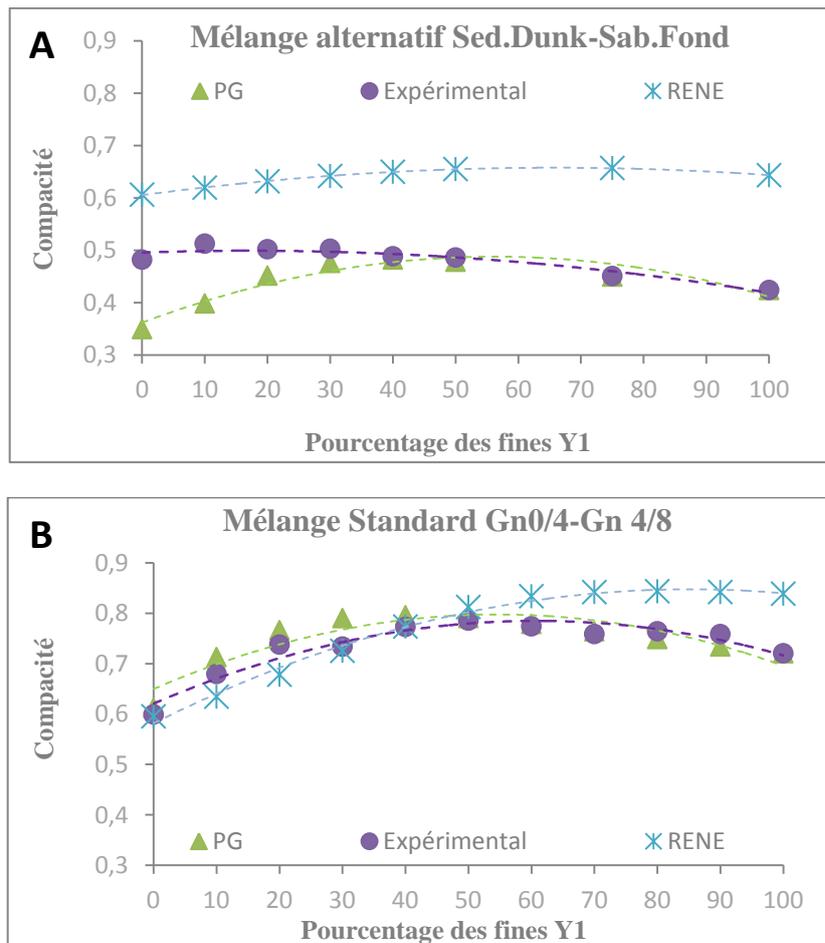


Figure 56 : Variation des compacités expérimentales et théoriques (PG et RENE LCPC) pour quelques mélanges de matériaux standards et alternatifs.

3.5 Modélisation de la compacité granulaire binaire par MGGP

Le modèle de la compacité granulaire développé par PG s'est révélé de bonnes performances dans la prédiction des mélanges de matériaux standards. Cependant il perd légèrement de sa capacité de prédiction lors de l'utilisation des matériaux alternatifs. C'est pourquoi nous faisons entraîner la PG dans sa version améliorée (La MGGP), sur une base de données qui inclut les mélanges de matériaux standards et alternatifs

Le modèle obtenu à l'issue de cette optimisation, est présenté dans l'Équation 12:

$$\beta_m = (0.42 * \beta_1) + (0.42 * y_2) - \left(1.36 * \left(\frac{Cc1}{Cc2}\right)\right) + \left(9.64 * \tanh\left(\frac{d_2^2}{d_1}\right)\right) + \left(1.46 * \tanh\left(\text{abs}\frac{Cc1^3}{Cc2}\right)\right) - \frac{0.08 * y_2}{\beta_1} + \left(0.35 * Y_1^{\frac{1}{2}}\right) - 9.22$$

Équation 12

Où : β_m : la compacité résiduelle du mélange granulaire. β_1 : la compacité résiduelle intrinsèque du matériau fin dans le mélange. y_1, y_2 : les pourcentages massiques respectifs des deux classes élémentaires (matériau fin, matériau grossier). d_2, d_1 : les diamètres moyens respectifs des composants (matériau fin, matériau grossier). $Cc1, Cc2$: Les coefficients de courbure des deux classes élémentaires (matériau fin, matériau grossier).

Les performances du modèle, issu de la MGGP développé par apprentissage sur matériaux standards et alternatifs, sont confrontées aux résultats de prédiction du modèle précédent issu de la PG, les résultats sont présentés sur la Figure 57 :

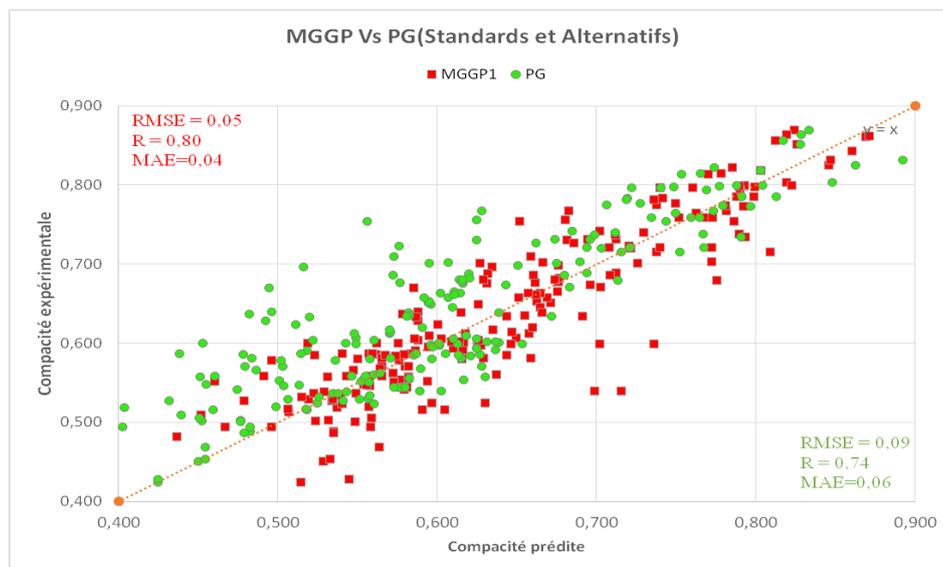


Figure 57: Performances du modèle de la compacité granulaire issu de la MGGP.

Sur la base des coefficients de corrélation R ainsi que l'erreur absolue moyenne MAE, les performances du présent modèle sont assez comparables à celui issu de la PG.

4 L'interface GUImines

L'interface GUImines (Guide User Interface des mines) présentée dans la Figure 58, a été créée afin de faciliter l'utilisation du modèle issu de la PG développé dans ce travail.

L'interface GUImines permet après introduction de quelques paramètres intrinsèques des composants, de donner la compacité d'un mélange binaire en fonction du pourcentage massique de la classe de petits grains (Y1) et inversement le pourcentage optimal (Y1) pour une compacité maximale est proposé également.

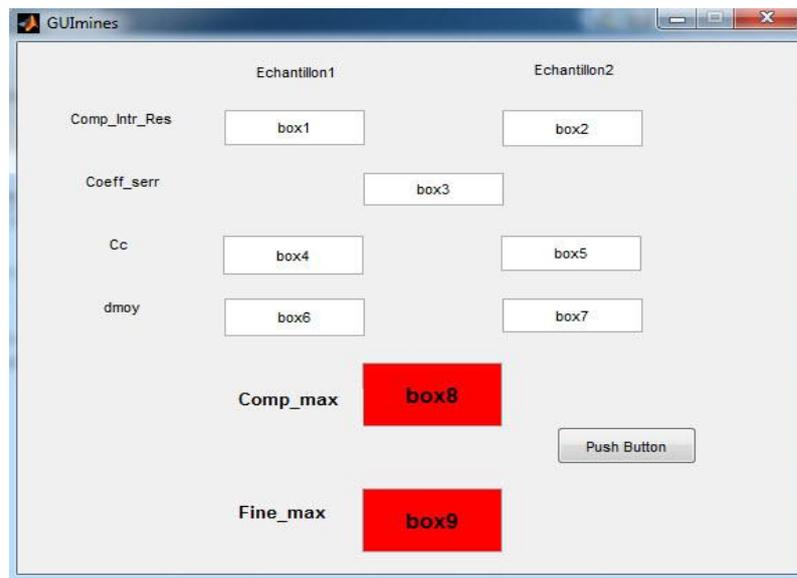


Figure 58 : L'Interface GUImines.

A défaut d'un modèle plus général, adapté aux mélanges de plus de deux constituants, nous proposons d'utiliser cet outil pour une optimisation par étapes dans les cas des mélanges de trois constituants et plus. C'est-à-dire optimiser le dosage des deux grandes classes granulaires du mélange, et continuer le processus d'optimisation avec la classe des fins, comme expliqué sur la Figure 59:

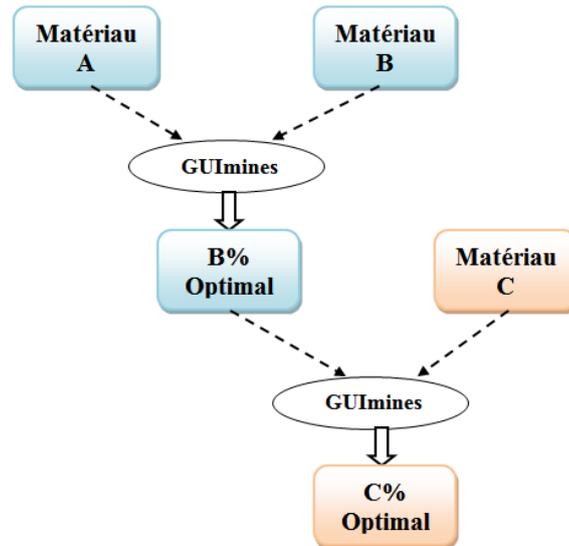


Figure 59 : L'utilisation de GUImines dans l'optimisation granulaire ternaire ($dA \geq dB \geq dC$).

5 Validation de l'approche : L'optimisation du squelette granulaire pour la formulation de bétons

Afin de valider la démarche entreprise dans ce chapitre, on se propose de formuler des bétons en utilisant l'interface GUImines. La présente méthode est la même que la méthode de Dreux Gorisse dans l'optimisation du dosage du ciment (Formule de Bolomey) et de l'eau (Abaque de Dreux Gorisse), à l'exception du squelette granulaire qui est optimisé par le modèle issu de la PG implémenté dans l'interface GUImines au lieu d'utiliser la courbe de référence qui a été développé sur la base de matériaux standards.

Nous avons procédé dans cette section à la formulation de quatre bétons ordinaires dont le cahier des charges est : Rc28 égal à 40MPa et l'affaissement égal à 10 cm. Trois formulations (F1, F2 et F3) sont à base de matériaux standards et une formulation à base de matériaux alternatifs (F4).

La formulation F1 et F2 permettent de comparer la méthode de Dreux Gorisse classique basée sur courbe maitresse et la présente méthode basée sur le modèle issu de la PG. La formulation F3, permet de tester l'approche explicitée en Figure 59 pour améliorer les compacités par ajout de Fillers et la formation F4 est une formulation multi-déchet à base de GBR, sable de dragage et de fillers.

Il est à noter que le mode de serrage utilisé est le piquage, de coefficient « K=4,5 ». Ce mode de serrage est le même utilisé dans la formulation de nos bétons.

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

Les matériaux utilisés sont caractérisés dans le chapitre 2 et les résultats des formulations sont récapitulés dans le Tableau 35.

| Béton | Méthode d'optimisation du squelette | Composants du squelette en pourcentage | | Compacité du squelette | Ciment kg/m ³ | E _{eff} /C | Aff (cm) | Rc28 (MPa) |
|-----------|--------------------------------------|--|-----|------------------------|--------------------------|---------------------|----------|------------|
| Témoin F1 | Courbe de référence de Dreux Gorisse | Gn4/16 | 62% | 0,645 | 367 | 0,59 | 8 | 38,6 |
| | | Gn0/4 | 38% | | | | | |
| Témoin F2 | GUImines | Gn4/16 | 65% | 0,683 | 367 | 0,59 | 8,5 | 42 |
| F3 | GUImines | Gn4/16 | 61% | 0,709 | 367 | 0,59 | 7,5 | 52 |
| | | Gn0/4 | 25% | | | | | |
| F4 | GUImines | Filler Bn | 12% | 0,634 | 367 | 0,59 | 11 | 37,1 |
| | | GBR | 63% | | | | | |
| | | Sab.Drag | 24% | | | | | |
| | | Filler | 13% | | | | | |

Tableau 35 : Formulations des bétons et résultats.

Les présents résultats nous permettent de constater que les formulations F1 et F2 à base de matériaux standards (Gn4/16 et Gn0/4), sont assez similaires si ce n'est une légère amélioration de la résistance mécanique pour la formulation F2, dû à l'amélioration de la compacité granulaire par le modèle issu de la PG.

L'ajout du filler calcaire comme addition minérale dans la formulation F3 a été réalisée par le GUImines. L'amélioration de la compacité a engendré une nette augmentation de la résistance mécanique est constatée qui atteint 52 MPa. Une perte de l'affaissement est constatée aussi due à la demande en eau des particules fines des fillers. Ceci concorde avec les différents travaux qui ont démontré que les fillers procurent au béton une meilleure pompabilité et résistance à la ségrégation et contribuent à l'augmentation de la résistance en compression (El Hilali et al., 2006). Nous confirmons donc la capacité du modèle PG implémenté dans GUImines à formuler des mélanges ternaires contenant même des matériaux fins.

La formulation F4 multi-déchets, démontre davantage l'intérêt du modèle issu de la PG dans l'optimisation du squelette granulaire des mélanges de matériaux alternatifs. En effet cette formulation est composée de Granulats de Béton Recyclé (GBR), de sable de dragage et de fillers calcaire. L'affaissement de 11 cm obtenue est dû probablement à la quantité d'eau

Chapitre 3 : Modélisation de la compacité granulaire

d'absorption des GBR estimée à 5,3%, qui n'a pas pu être absorbée entièrement pendant le malaxage et a comblé la demande en eau des fillers calcaires.

Il ressort des présents résultats l'intérêt certain d'optimiser la compacité du squelette granulaire. Cependant ce paramètre n'est pas suffisant dans le processus d'optimisation car nous perdons le contrôle sur les autres propriétés comme la résistance mécanique ou l'affaissement. En effet, pour le même cahier des charges, visé de Rc28 équivalente à 40 MPa nous avons obtenu des bétons de résistance allant de 37 MPa à 52 MPa donnant ainsi des bétons de classes de résistance différentes pour ce même cas d'étude, cet écart peut s'aggraver davantage lors de l'utilisation de matériaux alternatifs plus pollués, chimiquement de grande influence sur l'hydratation du ciment et dont l'impact sur les propriétés mécaniques n'est pas maîtrisé, car les modèles prédictifs des propriétés du béton ont été développés sur la base de matériaux standards. Il est donc plus intéressant d'envisager l'exploration des approches d'optimisations multiobjectives afin de maîtriser simultanément des différentes propriétés du béton en tenant compte des spécificités des matériaux alternatifs par des modèles prédictifs adaptés.

Conclusion du chapitre

La compacité granulaire est un problème commun à beaucoup d'applications dans le domaine du génie civil, sa modélisation demeure primordiale pour la meilleure prédiction des autres caractéristiques dont elle dépend, telles que l'ouvrabilité ou la résistance mécanique du béton.

Pour modéliser la compacité granulaire, nous avons utilisé dans le présent travail la PG dans ces deux versions (PG et MGGP). Ces outils d'apprentissage automatique, sur la base d'expériences, permettent de modéliser des problèmes complexes. Nous avons en premier lieu déterminé les Inputs et les Outputs du système sur la base d'une étude paramétrique. Après paramétrage de l'algorithme, l'apprentissage est lancé et nous proposons un modèle prédictif de la compacité d'un mélange granulaire à concentration donnée de ce mélange, à partir de grandeurs physiques des composants aisément accessibles à l'expérience.

Le modèle de compacité développé par la PG présente une forte capacité de prédiction sur les matériaux standards avec un coefficient de corrélation $R=0,92$, un RMSE de 0,06. Dans la validation du modèle, sur les matériaux alternatifs, de différents nature et dosages, le modèle de la PG perd légèrement capacité de prédiction en raison de l'apprentissage effectué uniquement sur les mélanges standards.

Le modèle développé par MGGP (la version améliorée de la PG) par apprentissage sur matériaux standards et alternatifs, améliore légèrement les performances du modèle issu de la PG. Il faut toutefois signaler l'avantage de la simplicité des modèles proposés du fait qu'ils intègrent comme paramètres d'entrées uniquement la granularité (C_c , d_{moy}), la compacité propre et le dosage des composants. Ces modèles serviront de fonction-objectif dans l'optimisation du squelette granulaire dans l'approche d'optimisation multiobjectif des mélanges de béton proposée dans le chapitre suivant.

Le modèle issu de la PG a été implémenté dans une interface graphique Matlab, pour une utilisation plus simple pour l'utilisateur. Ceci nous a permis de remplacer la courbe de référence dans la méthode de formulation de Dreux Gorisse. Des formulations de béton ont été testées en laboratoire.

CHAPITRE 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

Introduction du chapitre

La formulation des bétons nécessite souvent de prendre en compte plusieurs objectifs comme la résistance mécanique, l'ouvrabilité, la durabilité et le coût. La résistance mécanique et l'ouvrabilité sont souvent les propriétés conflictuelles les plus recherchées dans un béton. L'optimisation multiobjectif est la démarche la plus adaptée pour trouver l'ensemble des solutions optimales, c'est pourquoi nous utilisons dans ce travail les AG comme méthode d'optimisation multiobjectifs. Ils permettent, via des fonctions objectives de proposer un ensemble de solutions optimales par rapport à un cahier des charges.

Cependant, l'efficacité des AG dépend fortement de fonctions objectives. Celles-ci sont des modèles prédictifs des propriétés recherchées (Lim et al., 2004). Ainsi le choix des fonctions-objectifs en amont sera d'une importance capitale. Il est, par conséquent, primordial de développer ces modèles prédictifs avec des outils et des approches adaptées à la modélisation des problèmes complexes. L'apprentissage automatique comme la PG adoptée dans le chapitre 3 peut répondre dans certaines mesures à ces besoins de modélisation relativement complexes.

Dans ce chapitre, nous présenterons la démarche pour un premier cas pratique qui est la formulation d'un Béton à Hautes performances (BHP) par la méthode explicitée ci-dessus. Dans cette partie, nous mettrons en exergue les avantages de la Programmations Génétiques, comme outil d'apprentissage automatique, en analysant les performances des modèles issus de la PG classique et la MGGP (Multi Gene Genetique Programming). Nous étudierons aussi l'impact des formes des modèles proposés par la PG et la MGGP sur les résultats de l'optimisation multiobjectifs par les AG, et discuterons également la répétabilité des résultats de l'optimisation par les AG. En effet, nous répondrons aussi à différentes questions aussi légitimes que nécessaires telles que la répétabilité des résultats afin de cerner les forces et les faiblesses des outils utilisés (PG, MGGP et AG) ainsi que leurs combinaisons.

Dans la seconde partie présentée dans le chapitre 5, nous utiliserons la même démarche (méthode hybride PG & AG) sur le cas de la formulation d'un mortier à base de matériaux alternatifs. Pour ce second cas, nous développerons notre propre base de données d'apprentissage, et nous introduirons dans le processus d'optimisation d'autres objectifs comme la compacité granulaire, le coût de formulation en plus de la résistance mécanique et la maniabilité.

1 Application de la méthode hybride AG&PG dans la formulation de BHP

Pour le présent cas d'étude, qui porte sur la formulation des BHP, une base de données de la littérature scientifique est utilisée (Lim et al., 2004). Cette base servira d'environnement d'apprentissage dans la modélisation de la résistance mécanique et l'affaissement de ce BHP par la PG. Ensuite, une optimisation Bi-objectifs sera entamée pour trouver les meilleures formulations de béton en matière de résistance mécanique et d'affaissement par la PG.

La modélisation par la PG (PG classique ou MGGP), sur les mêmes données, est susceptible de donner des modèles de formes différentes, ce qui est normal, vu que la PG ou la MGGP sont des algorithmes stochastiques. La question qui s'impose par conséquent, est de savoir si ces modèles prédictifs de la même propriété (de formes différentes mais de performance similaires), donneront des résultats similaires dans la détermination des solutions optimales par les AG.

Pour répondre à cette question, nous allons donc développer plusieurs modèles pour prédire la résistance mécanique et plusieurs modèles pour prédire l'affaissement également sur la même base de données d'apprentissage. Ensuite, nous combinerons les différents modèles développés dans l'optimisation bi-objectifs et nous comparons les différentes solutions optimales (frontières de Pareto) obtenues, afin d'évaluer l'impact des formes des modèles sur le processus d'optimisation.

2 Base de données d'apprentissage

La PG ou la MGGP nécessitent une base de données comme environnement d'apprentissage pour proposer un modèle prédictif. Le choix de la base de données et sa qualité conditionnent l'apprentissage de l'algorithme. Nous avons eu recours aux données de la littérature scientifique (Lim et al., 2004) où il est proposé une base de données réalisée expérimentalement de 104 enregistrements, de bétons de résistance mécanique à 28 jours de 40 à 80 MPa.

Cette base de données contient les variables d'entrées (Les inputs) qui sont principalement les dosages des composants et les sorties (Les outputs) qui sont les deux propriétés à modéliser à savoir ; la résistance à la compression (R_c28) à 28jours et l'affaissement (Aff). Un extrait de cette base de données est montré dans le *Tableau 36*.

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

| | Outputs | | Inputs | | | | | |
|---|----------------------|--------------------|-------------------|----------------------------------|-------------------|------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| | Rc28 (MPa) | Aff (mm) | E/L (%) | E (kg/m ³) | S/G (%) | CV (%) | AE (kg/m ³) | SP (kg/m ³) |
| 1 | 74 | 215 | 30 | 160 | 48 | 10 | 0.069 | 8 |
| 2 | 74 | 245 | 30 | 160 | 48 | 20 | 0.069 | 8 |
| 3 | 71 | 200 | 30 | 160 | 46 | 0 | 0.069 | 8 |
| 4 | 72 | 210 | 30 | 160 | 45 | 10 | 0.069 | 8 |
| 5 | 69 | 205 | 30 | 160 | 44 | 20 | 0.069 | 8 |
| 6 | 69 | 240 | 30 | 160 | 42 | 0 | 0.069 | 8 |
| 7 | 68 | 210 | 30 | 160 | 42 | 10 | 0.069 | 8 |
| 8 | 65 | 225 | 30 | 160 | 41 | 20 | 0.069 | 8 |

E/L : Rapport eau/liant (%), *E* : Dosage en eau (kg/m³), *S/G*: Rapport massique des agrégats fins (%), *CV*: Cendres volantes(%), *AE* : Agent entraîneur d'air (kg/m³), *SP* : Super Plastifiant (kg/m³).

Tableau 36: Extrait de la base de données utilisée.

Les caractéristiques des matériaux utilisés dans les différentes formulations sont présentées dans le Tableau 37.

Afin de valider la démarche globale par des essais au laboratoire, nous avons adopté des matériaux de caractéristiques comparables, comme montré sur le Tableau 37.

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

| | Propriété | Lim et al 2004 | Sadok et al 2016 |
|---------------------------|--|-----------------------|-----------------------|
| Ciment | Type de ciment | Ciment Portland | Ciment Portland |
| | Masse volumique absolue (g/cm ³) | 3,15 | 3,21 |
| | Surface spécifique (m ² /kg) | 310 | 367 |
| | SiO ₂ (%) | 21,3 | 18,2 |
| | Al ₂ O ₃ (%) | 4,7 | 5,7 |
| | Fe ₂ O ₃ (%) | 3,1 | 4,1 |
| | CaO (%) | 63,1 | 62,9 |
| | MgO(%) | 3 | 0,9 |
| Gros granulats | D _{max} | 19 | 20 |
| | Masse volumique absolue (g/cm ³) | 2,70 | 2,67 |
| | Absorption d'eau(%) | 0,6 | 0,4 |
| | Masse volumique (kg/cm ³) | 1480 | 1367 |
| Petits granulats | Masse volumique absolue (g/cm ³) | 2,61 | 2,69 |
| | Absorption d'eau (%) | 0,8 | 0,4 |
| | Masse volumique (kg/cm ³) | 1590 | 1610 |
| Cendres volantes | Type de cendre | Silico- alumineuse | Silico- alumineuse |
| | Masse volumique absolue (g/cm ³) | 2,13 | 2,15 |
| | Surface spécifique (m ² /kg) | 360 | 442 |
| | SiO ₂ (%) | 63,5 | 55 |
| | Al ₂ O ₃ (%) | 28,5 | 25 |
| | Fe ₂ O ₃ (%) | 4,2 | 8,5 |
| | CaO (%) | 1,2 | 1 |
| | MgO(%) | 0,8 | 3 |
| Superplastifiant | Nature | Liquide | Liquide |
| | Couleur | brun | brun |
| | Densité (20°C) | 1,22 | 1,05 |
| | pH | 7,5 | 4,70 |
| | Extrait sec (%) | 40,9 | 22 |
| Agent entraîneur d'air | Nature | Liquide | Liquide |
| | Couleur | Incolore | Jaune claire |
| | Densité (20°C) | 1,05 | 1,005 |
| | pH | / | 7,00 |
| | Extrait sec (%) | 6 | 3,6 |

Tableau 37 : Caractéristiques des matériaux de la base de données.

3 Modélisation de la résistance mécanique d'un BHP

Dans le processus d'apprentissage, la résistance mécanique à la compression est modélisée en fonction du dosage des composants (inputs). Cette modélisation est réalisée en utilisant les deux approches évoquées (PG et MGGP).

Nous confronterons par la suite les deux modèles obtenus, mais nous comparons également deux modèles de la résistance mécanique obtenus par la MGGP dénommés par suite Rc-MGGP1 et Rc-MGGP2, en utilisant le même paramétrage et les mêmes données d'apprentissage, afin de cerner la répétabilité des résultats de la MGGP.

3.1 Modélisation de la résistance mécanique d'un BHP par PG

Un paramétrage de l'algorithme (PG) permettant la modélisation par apprentissage automatique est nécessaire au préalable. Cependant, il n'existe pas de méthode définie qui permet d'obtenir un paramétrage optimal pour les algorithmes stochastiques généralement. C'est pourquoi, nous avons procédé par l'approche « essai-erreur » pour définir un paramétrage jugé optimal et récapitulé au Tableau 38:

| Paramètres | Valeur utilisée |
|-----------------------|------------------------|
| Operators Set | Crossover ; Mutation |
| Functions Set | +, -, ×, / |
| Autovars | 1 |
| Operatorprobstyp | variable |
| Minprob | 0,2 |
| Calcdiversity | Uniquegen |
| Calccomplexity | 1 |
| Nombre De Générations | 100 |
| Nombre Des Individus | 200 |

Tableau 38: Paramétrage principal de la PG.

Les modèles issus de la PG sont retenus en fonction de leurs fitness (Maruyama et al., n.d.; Sadok, 2016; Zentar et al., 2016) (Figure 60). Le modèle de résistance mécanique à la compression retenu est représenté en forme d'arbre syntaxique (Figure 61).

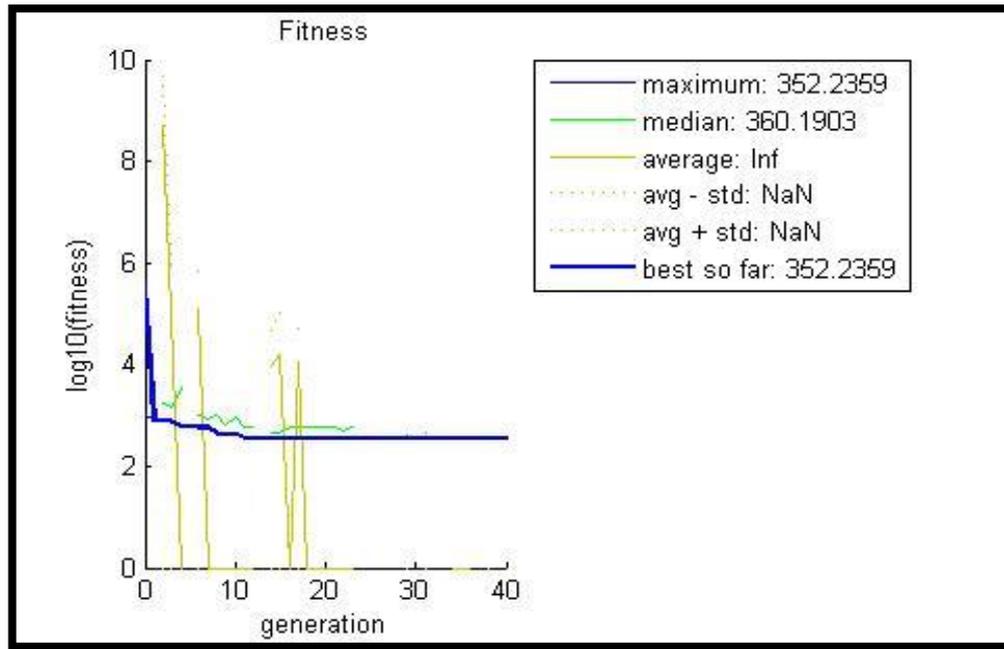
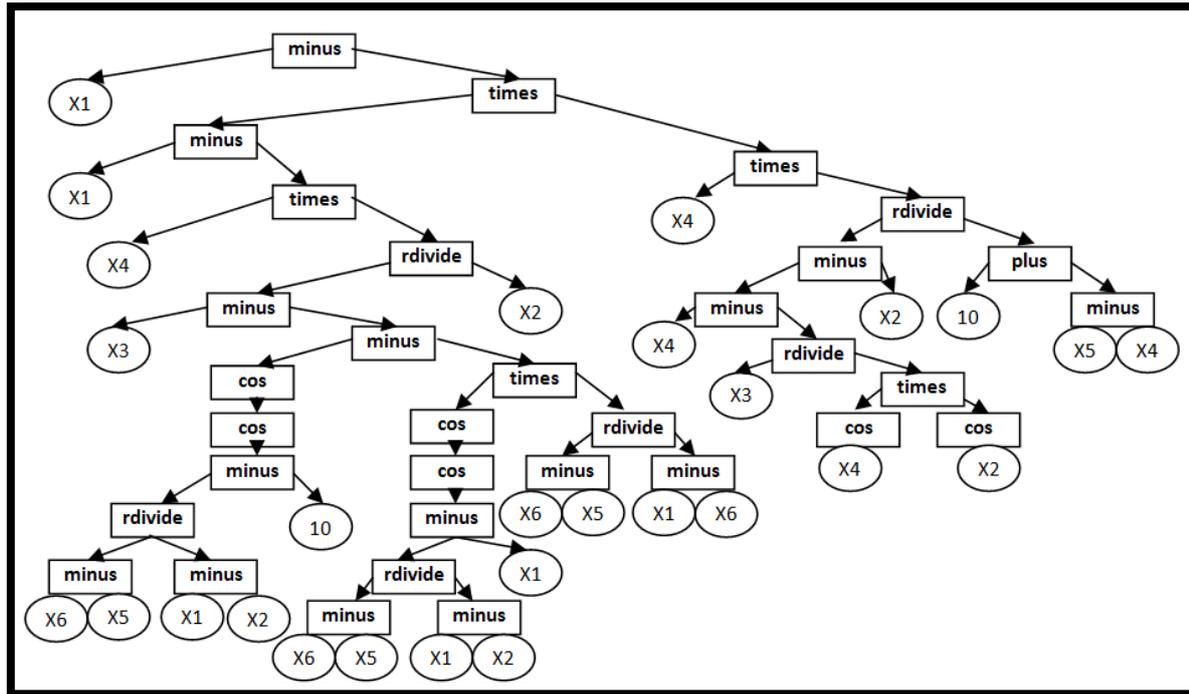


Figure 60 : Evolution de la Fitness des modèles au fil des générations.

L'analyse de l'évolution de la fitness des individus présentée en logarithme décimale, en fonction des générations, montre trois phases: une première phase où les individus de la première génération présentent une fitness (Somme des Erreurs Absolues) relativement importantes qui baissent aussitôt dès l'application des opérateurs génétiques de la deuxième et troisième génération ceci peut être interprété par un apprentissage accéléré où le modèle prend forme, en comparant avec la phase intermédiaire (deuxième phase), qui s'étale jusqu'à la génération 10, où l'apprentissage continu à perfectionner le modèle progressivement, c'est-à-dire les opérateurs génétiques permettent de maintenir une diversité dans les populations et obtenir des individus de meilleure fitness, jusqu'à la génération 10 à partir de laquelle, on voit une stagnation qui peut s'interpréter par une atteinte d'un optimum global. Le meilleur individu (ou modèle), obtenu par ce processus d'apprentissage est représenté dans la Figure 61 en arbre syntaxique.



(X1) est le rapport eau/liant (%), (X2) le dosage en eau (kg/m³), (X3) le rapport massique des agrégats fins (%), (X4) cendres volantes (%), (X5) Agent entraîneur d'air (kg/m³) et le (X6) le dosage en super Plastifiant (kg/m³).

Figure 61: Modèle prédictif de la résistance mécanique obtenu par PG présenté en arbre syntaxique.

Le décodage de l'arbre syntaxique se fait par une méthode bien précise, où globalement il se fait de la gauche vers la droite et du haut vers le bas (Bouguettaya, 2012) Cette opération fastidieuse sources importantes d'erreurs a été automatisé dans la MGGP (Sadok et al., 2016d). Pour l'interprétation de l'arbre présenté dans la Figure 61 en équation mathématique (Équation 13), nous obtenons un modèle de la résistance mécanique du béton à 28 jours en fonction du dosage des composants :

$$Rc(GP1) = \left(\frac{S}{G} \right) + 2AE + AE * SP * \left(\frac{S}{G} \right) + \frac{CV + E}{\frac{\left(\frac{S}{G} \right) * SP^2 * \left(\left(\frac{S}{G} \right) + AE + SP \right)}{2 * CV + E + \frac{\left(\frac{E}{L} \right)}{\left(\frac{S}{G} \right) * CV * AE} - \left(\frac{S}{G} \right)}}{2 * \left(\frac{S}{G} \right)}$$

Équation 13

E : Dosage en eau (kg/m³), *E/L* : Rapport eau/liant (%), *S/G* : Rapport massique des agrégats fins (%), *CV* : Cendres volantes (%), *AE* : Agent entraîneur d'air (kg/m³), *SP* : Super Plastifiant (kg/m³).

3.2 Modélisation de la résistance mécanique d'un BHP par MGGP

Avec la même logique, nous utilisons dans cette partie une variante de la PG, qui est la MultiGene Genetic Programming (MGGP), dans la modélisation de la résistance mécanique à la compression d'un BHP. Les mêmes données d'entrée et un paramétrage adéquat à la MGGP comme décrit sur le Tableau 39 sont utilisés:

| Paramètres | Valeur utilisée |
|---|---|
| Taille de la Population | 500 |
| Nombre de génération | 1000 |
| Nombre maximum de gène dans chaque individu | 6 |
| Tournament | 20 |
| Elitisme | 0.5% |
| Fonctions utilisées | +, -, ×, /, √, exp, ln, sin, cos, log, tanh |

Tableau 39 : Paramétrage principal de la MGGP.

Après apprentissage, le modèle de la résistance mécanique du béton à 28 jours obtenu est présenté par l'Équation 14. De plus le modèle obtenu est plus simple en forme que le premier modèle obtenu par PG. Cet aspect présente un grand intérêt de la MGGP. En termes de performances, les deux modèles seront comparés et discutés dans la section suivante.

$$Rc(MGGP1) = (372,77 * AE) - (0,56 * E) + (8,48 * SP) + \left(37,56 * \left(E + SP^{\frac{1}{4}} \right) \right) - \left(0,0016 * \left(\frac{E}{L} \right) * E * SP \right) - \left(11,66 * \left(E^{\frac{1}{2}} \right) * \left(CV^{\frac{1}{2}} \right) * (AE^2) \right) - 3,14$$

Équation 14

E : Dosage en eau (kg/m³), *E/L* : Rapport eau/liant (%), *S/G* : Rapport massique des agrégats fins (%), *CV* : Cendres volantes (%), *AE* : Agent entraîneur d'air (kg/m³), *SP* : Super Plastifiant (kg/m³).

Avec le même paramétrage décrit dans le Tableau 39, nous avons relancé l'apprentissage une seconde fois, et nous avons obtenu le modèle Rc-MGGP2 présenté dans l'Équation 15

$$Rc(MGGP2) = (E * 16,11) - (CV * 0,08) + (AE * 3,08 * 10^3) + \left(\frac{95,66}{\exp\left(\frac{E * G^{0,5}}{S}\right)} \right) - \frac{12,375 * 10^3 * \left(\frac{E^2}{L} - 1\right)}{\left(\frac{E^2}{L} + 1\right)} - (15,6 * E * \exp(AE)) + 12291$$

Équation 15

E : Dosage en eau (kg/m³), *E/L* : Rapport eau/liant (%), *S/G* : Rapport massique des agrégats fins (%), *CV* : Cendres volantes (%), *AE* : Agent entraîneur d'air (kg/m³), *SP* : Super Plastifiant (kg/m³).

3.3 Performances des modèles développés de la résistance mécanique

Comme évoqué au chapitre 3, les modèles prédictifs développés ont besoin d'être évalués dans leurs prédictions par rapport aux résultats expérimentaux obtenus comme présentés sur les Figure 62 à Figure 64. Nous utilisons les mêmes critères définis auparavant pour évaluer les modèles à savoir ; le coefficient de corrélation (R), l'Erreur Absolue Moyenne (MAE) et la Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE).

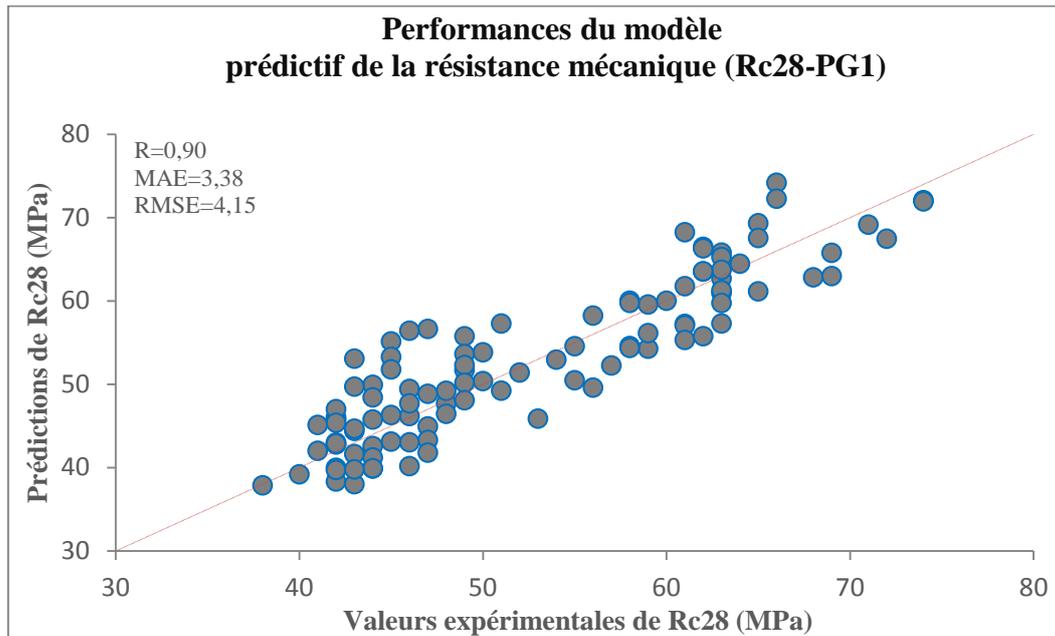


Figure 62 : Prédictions du modèle Rc-PG1.

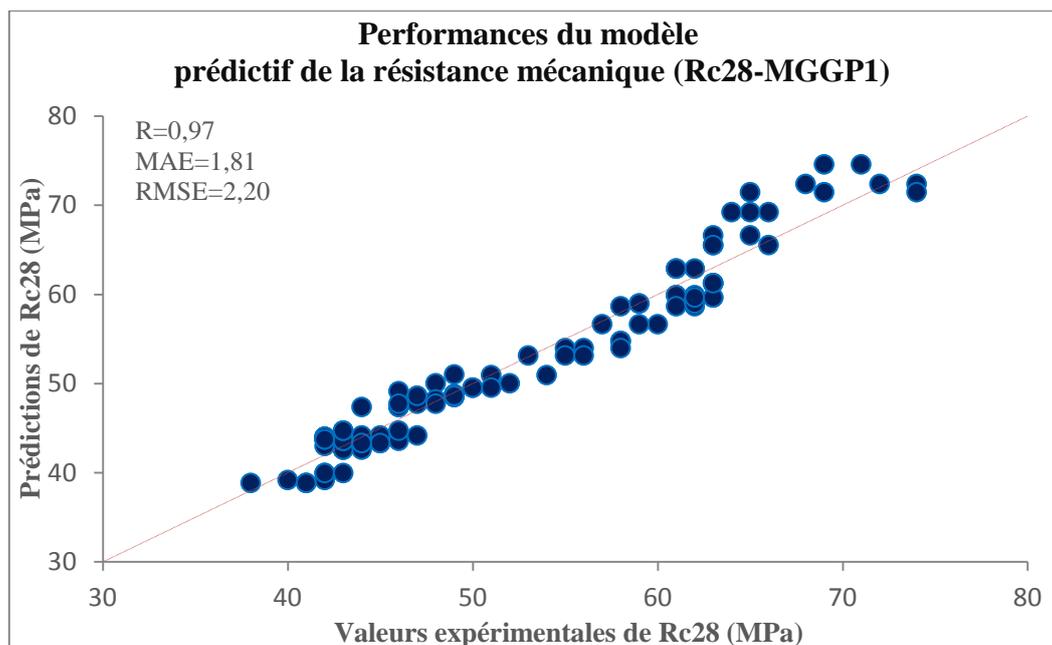


Figure 63 : Prédictions du modèle Rc-MGGP1.

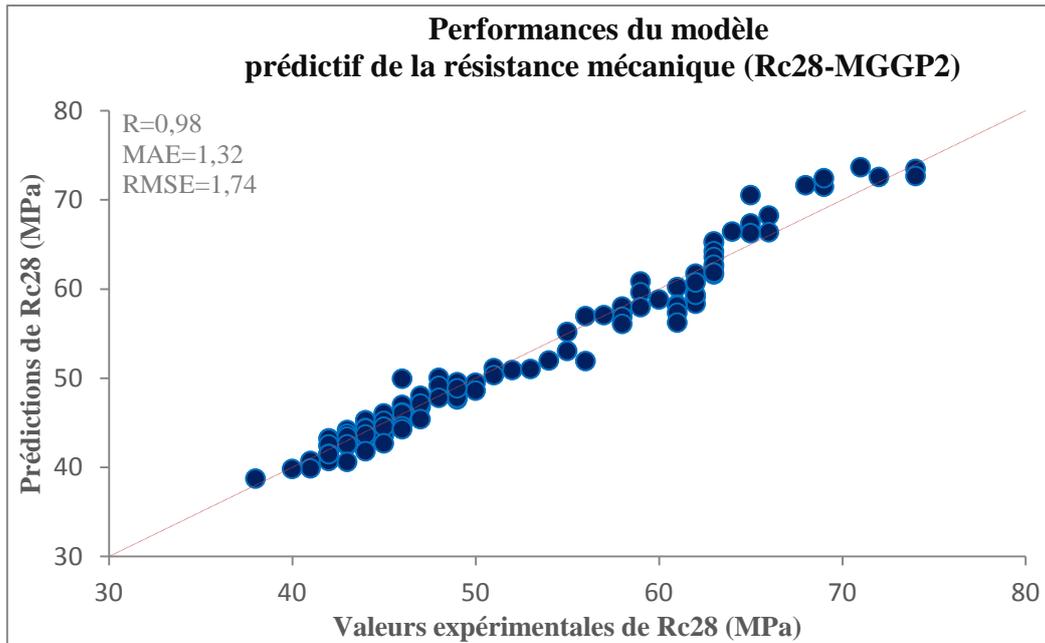


Figure 64 : Prédictions du modèle Rc-MGGP2.

Il ressort des résultats montrés (Figure 62 à Figure 64), que la prédiction des modèles obtenus par les deux approches est très satisfaisante. En effet, le modèle Rc-PG1 présente une corrélation avec les résultats expérimentaux de $R=0,90$, une erreur moyenne $MAE=3,38$ MPa et un $RMSE$ de $4,15$ MPa, ce qui est d'emblée satisfaisant pour un essai similaire. Sur le plan expérimental, la norme en vigueur relative à la résistance en compression des bétons, admet une erreur type à 4 MPa.

Le modèle Rc-MGGP1, plus simple dans la forme par rapport au modèle Rc-PG1, présente des résultats meilleurs avec un coefficient de corrélation, une erreur moyenne et un $RMSE$ respectifs de $0,97$, $1,81$ MPa et $2,20$ MPa par rapport aux résultats expérimentaux. Le modèle Rc-MGGP2 quant à lui donne de meilleurs résultats que les deux premiers, cependant il est de forme très compliqué. Il est à noter qu'il est pratiquement impossible d'obtenir des résultats meilleurs que celui-là, vu que la base de données est générée expérimentalement et les erreurs obtenues sont dues à l'opérateur et à la répétabilité de l'essai de compression.

Pour la PG ou la MGGP et tous les algorithmes stochastiques, la notion de l'aléatoire est omniprésente et se voit clairement dans les résultats. En effet avec ces algorithmes, un apprentissage sur les mêmes données, avec le même paramétrage, conduit à des modèles probablement de performances similaires mais avec des formes très différentes à chaque fois, comme le montre bien le cas des deux modèles Rc-MGGP1 et Rc-MGGP2.

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

Les présents résultats et constats concordent avec les travaux de Gandomi et Alavi (Gandomi and Alavi, 2011a) sur la meilleure qualité des modèles obtenus par la MGGP en comparaisant avec la PG classique ou les Réseaux de neurones Artificiels.

4 Modélisation de l'affaissement d'un BHP

Dans la même logique, nous avons procédé à la modélisation de l'affaissement des BHP, par apprentissage automatique sur les mêmes données que celles adoptées pour la résistance à la compression. On déduit de façon similaire, un modèle prédictif par PG et un second modèle prédictif par MGGP.

4.1 Modélisation de l'affaissement d'un BHP par PG

Après paramétrage de la PG comme décrit sur le Tableau 40, nous avons obtenu un modèle prédictif de l'affaissement d'un BHP décrit dans l'Équation 16

| Paramètres | Valeur utilisée |
|-----------------------|----------------------|
| Operateurs | Crossover ; Mutation |
| Fonctions | +, -, ×, / |
| Autovars | 1 |
| Minprob | 0,2 |
| Calcdiversity | Uniqegen |
| Calccomplexity | 1 |
| Nombre De Générations | 200 |
| Nombre Des Individus | 400 |

Tableau 40: Paramétrage principal de la PG.

$$Aff(PG1) = E + [2AE * \left[\frac{CV}{W + AE} + AE \right] * \left[\left(\frac{S}{G} \right) * SP + CV * SP + AE - \left(\frac{E}{L} \right) \right] + E + \left(\frac{S}{G} \right) + CV * SP + SP$$

Équation 16

E : Dosage en eau (kg/m³), *E/L* : Rapport eau/liant (%), *S/G* : Rapport massique des agrégats fins (%), *CV*: Cendres volantes (%), *AE* : Agent entraîneur d'air (kg/m³), *SP* : Super Plastifiant (kg/m³).

4.2 Modélisation de l'affaissement d'un BHP par MGGP

Par la même approche que celle décrite pour la modélisation de la résistance à la compression, nous avons appliqué MGGP, pour la modélisation de la l'affaissement d'un BHP. Le paramétrage utilisé est présenté sur le Tableau 41. Le modèle obtenu est présenté dans de l'Équation 17

| Paramètres | Valeur utilisée |
|--|---|
| Taille de la Population | 500 |
| Nombre de génération | 1000 |
| Nombre maximum de gènes dans chaque individu | 8 |
| Tournement | 20 |
| Elitisme | 0.5% |
| Fonctions utilisées | +, -, ×, /, √, exp, ln, sin, cos, log, tanh |

Tableau 41 : Paramétrage principal de la MGGP.

$$\begin{aligned}
 Aff(MGGP1) = & (0,219 * \frac{E}{L}) - (23,026 * E) - (97,29 * \frac{S}{G}) + (42,57 * CV) + (\alpha * SP) + (\alpha * \left| \frac{E}{L} \right|) + (\alpha \\
 & * TANH(AE)) - (\frac{\alpha}{EXP(E)}) + (\beta * \frac{E^2}{L}) + (\alpha * E * \frac{S}{G}) + (\beta * \frac{E}{L} * AE) - (0,219 * E * CV) \\
 & + (\beta * E * AE) - (\frac{(0,219 * CV)}{AE}) + (\gamma * \frac{E^2}{L}) + (\gamma * E^2) + (\gamma * AE^2) + 4216,36.
 \end{aligned}$$

Équation 17

Avec E : Dosage en eau (kg/m^3), E/L : Rapport eau/liant (%), S/G : Rapport massique des agrégats fins (%), CV : Cendres volantes (%), AE : Agent entraîneur d'air (kg/m^3), SP : Super Plastifiant (kg/m^3), (α, β, γ) sont des constantes dont $\alpha = 0,554, \beta = 0,0003, \gamma = 0,0002$.

4.3 Performances des modèles de l'affaissement développés

Sur la Figure 65 et la Figure 66, la capacité de prédiction des deux modèles développés, par PG et MGGP, appelés respectivement Aff-PG1 et Aff-MGGP1 sont comparés. Les mêmes critères statistiques d'évaluation sont utilisés également pour cette évaluation à savoir ; le coefficient de corrélation (R), l'Erreur Absolue Moyenne (MAE) et la Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE).

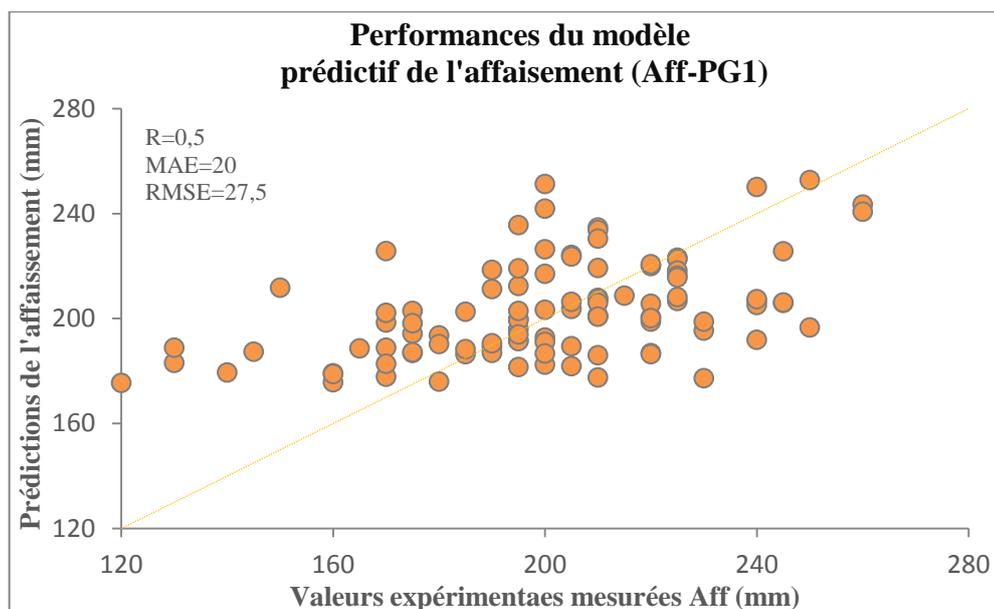


Figure 65 : Prédictions du modèle Aff-PG1.

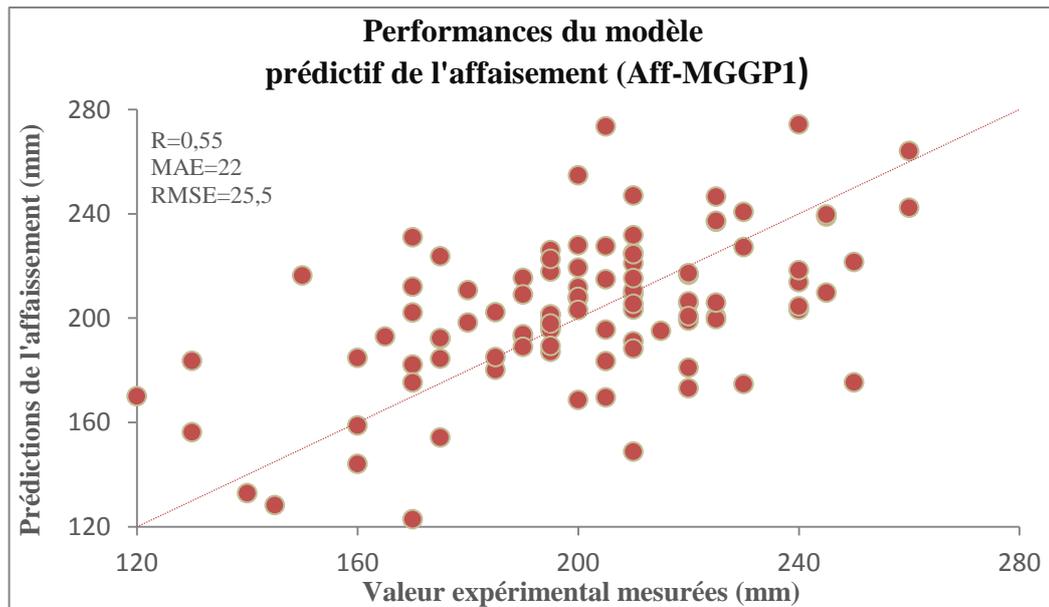


Figure 66 : Prédications du modèle Aff-MGGP1.

Au vu des résultats obtenus, nous remarquons que les deux modèles Aff-PG1 et Aff-MGGP1 présentent des dispersions importantes par rapport aux résultats expérimentaux en comparaison avec les modèles de la résistance mécanique développés. Ce constat est confirmé par des coefficients de corrélation (R) relativement bas de l'ordre de 0,5 à 0,55. Cependant, en se basant sur l'aspect pratique des modèles, on remarque que les deux modèles Aff-PG1 et Aff-MGGP1 présentent des erreurs absolues moyennes MAE respectivement équivalent à 20 mm et 22 mm, ce qui à l'échelle réelle est très acceptable, sachant que l'essai de l'affaissement au cône d'Abraham sur un même béton donne des erreurs type similaires.

Nous remarquons, également, que contrairement au premier cas de modélisation de la résistance mécanique, le modèle Aff-PG est relativement plus simple que le modèle Aff-MGGP, bien que leurs performances sont quasiment similaires.

La PG et la MGGP ont été très performantes dans la modélisation de la résistance mécanique et relativement moins performantes dans la modélisation de l'affaissement. Ceci peut être engendré par un manque de paramètres pertinents pour modéliser l'affaissement dans la base de données ou dû à la présence de données parasites, dues aux erreurs de mesures expérimentales.

Dans la suite, les modèles développés seront utilisés comme fonctions-objectifs, dans le processus de l'optimisation des dosages par AG pour formuler des bétons selon un cahier des charges bien défini.

5 Formulation d'un BHP par les Algorithmes Génétiques (AG)

Après la détermination des fonctions-prédictifs de la résistance mécanique à la compression à 28 jours d'un BHP et son affaissement par apprentissage automatique, nous passons dans la seconde étape à l'optimisation bi-objectifs. Concrètement les AG vont, selon les intervalles définis par nos soins, varier les dosages des composants (Les inputs des deux modèles) de telle sorte à maximiser la résistance mécanique et l'affaissement, jusqu'à obtenir la frontière de Pareto qui contient l'ensemble des solutions optimales (Solutions non dominées).

Dans cette première partie, pour évaluer la performance des individus dans l'optimisation par AG, nous avons utilisé les modèles développés par la PG (Rc-PG1 et Aff -PG1).

5.1 Paramétrage de l'algorithme génétique

Le paramétrage de l'AG présenté dans le Tableau 42 a été adopté en utilisant, la même démarche utilisée pour la PG. Les paramètres qui ne figurent pas dans le tableau, ont été pris par défaut dans la Toolbox d'optimisation (gamultiob-Multiobjective optimisation using Genetic Algorithm) se trouvant dans MATLAB R2010b.

| Paramètres | Valeur utilisée |
|-----------------------------------|---|
| Operateurs | Sélection, Reproduction, Crossover ; Mutation |
| Fonction de sélection | Tournament |
| Fonction de mutation | Uniform |
| Fonction de crossover | Arithmetic |
| Evaluation de la fonction Fitness | In serial |
| Critère d'arrêt | 20 Générations |

Tableau 42 : Paramétrage des AG.

Pour limiter la recherche à un domaine, les intervalles de variation des inputs ont été également définis (Tableau 43), Ceci permet aussi de limiter certains ingrédients à des niveaux raisonnables d'utilisation. Il est à noter que le rapport S/G est le rapport massique du sable sur gravier et le dosage de cendre volante (Cv) exprimé en pourcentage du dosage en ciment.

| Variables | E/L (%) | E (kg/m ³) | S/G (%) | Cv (%) | AE (kg/m ³) | SP (kg/m ³) |
|-----------|---------|------------------------|---------|--------|-------------------------|-------------------------|
| Minimum | 30 | 140 | 40 | 0 | 0.036 | 2 |
| Maximum | 40 | 160 | 50 | 20 | 0.06 | 4 |

Tableau 43 : Paramétrage des AG.

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

D'après le Tableau 43, si chacun des 6 inputs prend 10 valeurs possibles, à la fin on obtient 10^6 cas soit 1 Million de formulations possibles. Ceci est une explosion combinatoire ce qui confirme l'intérêt d'utiliser les AG pour ce type de problème.

Nous insistons également sur les intervalles de variation des inputs retenus pour ce cas. En effet l'augmentation des intervalles va forcément agrandir l'espace de recherche de l'algorithme, par conséquent les résultats de sortie (Résistance et affaissement) peuvent changer. Inversement ceci peut être un avantage pour l'utilisateur qui peut réduire par exemple l'intervalle du dosage en ciment s'il veut obtenir un BHP entré de gamme en matière de résistance à moindre coût. Ces aspects de l'optimisation multiobjectifs par AG, sont traités en détail dans la dernière section du présent chapitre.

5.2 Validation de l'approche par un cas pratique

Afin de valider expérimentalement la démarche développée, nous nous proposons d'utiliser les outils développés pour formuler un béton ou une gamme de béton selon un cahier des charges bien spécifique. Les caractéristiques visées du béton ou de la gamme de bétons sont exposés dans le Tableau 44:

| Propriétés | Unité | Intervalle des caractéristiques |
|----------------------|-------|---------------------------------|
| Résistance Mécanique | MPa | 40-55 |
| Affaissement | mm | 160-170 |

Tableau 44 : Cahier de charge d'un BHP.

Comme mentionné dans ce travail, la démarche mise en œuvre permet d'identifier une large gamme de formulation répondant au cahier des charges. La notion d'optimum de Pareto est utilisée dans ce type de problèmes d'optimisation multi objectifs. Les AG font converger systématiquement les solutions vers la frontière de Pareto comme on peut le voir sur la Figure 67. Il est important de noter que dans ce processus d'optimisation nous avons maximisé simultanément la résistance à la compression et l'affaissement.

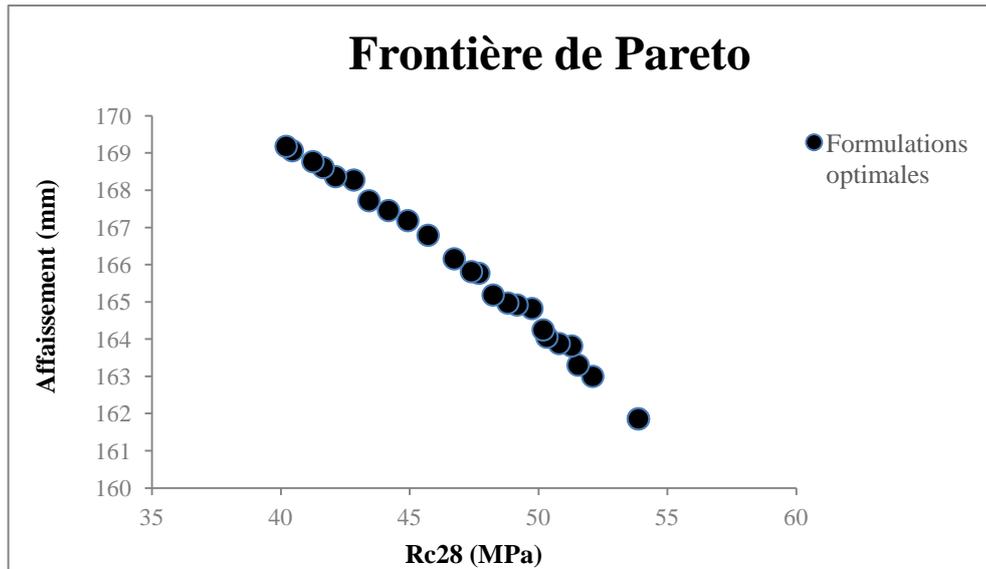


Figure 67: Formulations optimales.

A travers la Figure 67, on remarque que la résistance mécanique varie de 40 à 55 MPa et l’affaissement varie entre 160 et 170 mm, ceci satisfait globalement le cahier des charges d’un BHP. Il est également à noter que dans cet espace de recherche d’autres formulations existent probablement. Toutefois ces dernières ne combinent pas la contrainte de maximiser simultanément la résistance et l’affaissement. Enfin il est certainement possible d’avoir d’autres formulations en modifiant les intervalles des inputs.

Sur le Tableau 45 quelques compositions des formulations optimales obtenues par les AG sont récapitulées:

| N° | Inputs | | | | | | Outputs | |
|----|---------|------------------------|---------|--------|-------------------------|-------------------------|------------|-------------------|
| | E/L (%) | E (kg/m ³) | S/G (%) | CV (%) | AE (kg/m ³) | SP (kg/m ³) | Rc28 (MPa) | Affaissement (mm) |
| 1 | 36,4 | 141,4 | 50,0 | 13,4 | 0,04 | 3,33 | 53,9 | 161,9 |
| 2 | 36,2 | 141,7 | 49,2 | 13,4 | 0,04 | 3,15 | 52,1 | 163,0 |
| 3 | 35,0 | 141,1 | 47,8 | 12,6 | 0,05 | 3,01 | 50,2 | 164,3 |
| 4 | 35,7 | 141,8 | 47,2 | 13,2 | 0,05 | 2,96 | 49,2 | 164,9 |
| 5 | 35,3 | 141,7 | 46,3 | 13,0 | 0,05 | 2,86 | 47,7 | 165,8 |
| 6 | 34,3 | 141,4 | 44,7 | 12,4 | 0,05 | 2,69 | 45,7 | 166,8 |
| 7 | 33,1 | 140,7 | 43,5 | 11,6 | 0,06 | 2,56 | 43,4 | 167,7 |
| 8 | 33,4 | 141,2 | 42,8 | 11,9 | 0,06 | 2,50 | 42,1 | 168,4 |
| 9 | 33,3 | 141,1 | 42,6 | 11,9 | 0,06 | 2,48 | 41,6 | 168,6 |

Tableau 45: Quelques solutions optimales de la frontière de Pareto.

On peut voir que le dosage des différents ingrédients est conforme à des dosages rencontrés pour des BHP. Nous retenons également que les formulations obtenues satisfont aux critères exigés en matière de résistance mécanique et d’affaissement.

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

Les résultats du Tableau 45 montrent la grande influence du rapport S/G (implicitement l'influence de la compacité du squelette granulaire) sur les propriétés du béton au même titre que le dosage en ciment ou les adjuvants. Ceux-ci concordent avec les travaux de De Larrard (De Larrard, 2000; Gérard Bernier, 2004; Sadok et al., 2016b) sur l'influence de la compacité granulaire et l'intérêt de l'optimisation du squelette granulaire dans les formulations des bétons.

Afin de valider expérimentalement l'approche proposée, trois formulations du Tableau 45 ont été choisies. Les formulations 1, 4 et 9 notées respectivement F1, F4 et F9.

Les matériaux utilisés ainsi que leurs proportions massiques sont présentés sur le Tableau 46. Les matériaux utilisés sont un ciment Portland type I 52,5, une cendres volante (calcique), un superplastifiant (CHRYSO Fluid Premia 224), des gros granulats concassés (4/20mm), des granulats concassés (Sable 0/4) et un entraîneur d'air (Chryso Air G 100).

Les caractéristiques de ces matériaux sont indiquées au chapitre 4 (Tableau 37)

| Matériau | Quantité (kg/m ³) | | |
|-----------------------------|-------------------------------|-------------|-------------|
| | Formulation | Formulation | Formulation |
| | F1 | F4 | F9 |
| Eau | 141,4 | 141,8 | 141,1 |
| Ciment Portland type I 52,5 | 364,1 | 372,6 | 400,3 |
| Cendres volantes | 48,6 | 49,1 | 47,5 |
| Gros granulats | 426,8 | 435,4 | 443,9 |
| Granulats fins | 217,2 | 205,7 | 189,3 |
| Superplastifiant | 3,33 | 2,96 | 2,48 |
| Entraîneur d'air | 0,04 | 0,05 | 0,06 |

Tableau 46: Dosage des composants des formulations testées.

Après confection, les éprouvettes sont conservées dans l'eau à température de 20 °C ± 2°C pendant 28 jours. Les résultats de résistance à la compression sur éprouvettes cylindriques et affaissements sont reportés dans le Tableau 47.

| Propriétés | Rc28 (MPa) | | Affaissement (mm) | |
|----------------|------------|--------------|-------------------|--------------|
| | Valeurs | Expérimental | Prédictions | Expérimental |
| Formulation F1 | 61±3 | 54 | 155±20 | 162 |
| Formulation F4 | 54±2 | 50 | 178±20 | 165 |
| Formulation F9 | 45±2 | 42 | 175±20 | 169 |

Tableau 47: Résistance mécanique et affaissement obtenus sur les formulations testées.

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

D'après les résultats du Tableau 47, on remarque une très bonne cohérence entre les résultats expérimentaux et les prédictions, pour l'affaissement et pour la résistance mécanique. Ce résultat reflète clairement la bonne prédiction des modèles obtenus par PG. L'utilisation des matériaux de nature assez similaires de ceux utilisés dans l'élaboration de la base de données a certainement contribué à la qualité de ces prédictions.

Il sera intéressant d'élargir la base de données à d'autres formulations à base de composants de natures différentes (comme les différents types de ciments) qui permettra à l'algorithme de proposer des modèles plus généraux.

6 Impact de l'écriture des modèles prédictifs sur l'optimisation multiobjectifs

Comme expliqué précédemment, la modélisation de la résistance mécanique et l'affaissement d'un BHP a été entamée dans le cadre d'une démarche globale qui consiste à proposer des modèles prédictifs et les utiliser par la suite via les AG comme fonctions objectifs pour effectuer une optimisation bi-objectif. C'est-à-dire déterminer les meilleurs dosages du béton en satisfaisant à un cahier des charges bien défini.

Dans l'étape de modélisation, on a confronté les prédictions du modèle de la PG avec la MGGP et nous avons trouvé des résultats similaires en matière de performances.

Cependant, devant la variété des formes des modèles prédictifs obtenus par la PG et la MGGP, il est légitime de se poser la question, sur l'influence de la forme des modèles prédictifs, sur les résultats de l'optimisation bi objectifs, autrement dit sur la frontière de Pareto. Cette question est d'autant plus pertinente que deux apprentissages, sur les mêmes données et le même paramétrage, donneront des modèles de formes différentes et parfois avec des performances différentes.

Pour répondre à cette question, nous avons procédé à plusieurs optimisations bi-objectif, en fixant les mêmes intervalles de variation des inputs et en combinant plusieurs modèles, comme présenté sur le Tableau 48. L'objectif de cette étude étant de regarder l'impact que cela peut avoir sur l'évolution de la frontière de Pareto.

| Propriétés | | |
|---------------------------------|---|-------------------------------|
| Frontière Pareto (Résultats) | Model Résistance mécanique à 28 Jours (MPa) | Model Affaissement (mm) |
| P1 | Rc-MGGP1 | Aff-PG1 |
| P1s | Rc-MGGP1 | Aff-PG1 |
| P2 | Rc-MGGP2 | Aff-PG1 |
| P3 | Rc-MGGP1 | Aff-MGGP1 |
| P4 | Rc-REG | Aff-PG1 |

Tableau 48 : Combinaisons des différents modèles.

L'objectif des choix du Tableau 48 permettra d'évaluer l'impact des modèles développés par des approches différentes (PG et MGGP) et l'impact des modèles développés successivement avec la même approche (MGGP1 et MGGP2). Dans la dernière ligne du tableau, nous intégrons la comparaison avec un modèle proposé par l'auteur de la base de données. Ce modèle a été développé par régression (Lim et al., 2004).

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

Dans la partie optimisation, le paramétrage des AG et les intervalles des variations des inputs sont identiques, respectivement présentés au Tableau 49 et Tableau 50.

| Paramètres | Valeur utilisée |
|-----------------------------------|--|
| Taille de la population | 200 |
| Operateurs | Sélection, Reproduction, Crossover ; Mutation |
| Fonction sélection | Tournament |
| Tournament | 2 |
| Fonction crossover | Arithmetic |
| Mutation | Uniform |
| Taux du crossover | 1.0 |
| Migration | Both |
| Evaluation de la fonction fitness | In serial |
| Critère d'arrêt | 2500 Générations |

Tableau 49 : Paramétrage des AG.

| Variables | E/L (%) | E (kg/m ³) | S/G (%) | Cv (%) | AE (kg/m ³) | SP (kg/m ³) |
|-----------|------------|---------------------------|------------|-----------|----------------------------|----------------------------|
| Minimum | 30 | 160 | 37 | 0 | 0.036 | 1.89 |
| Maximum | 45 | 180 | 53 | 20 | 0.08 | 8.50 |

Tableau 50 : Intervalles des variations des inputs.

Les résultats obtenus en termes de frontière de Pareto sont présentés dans la Figure 68:

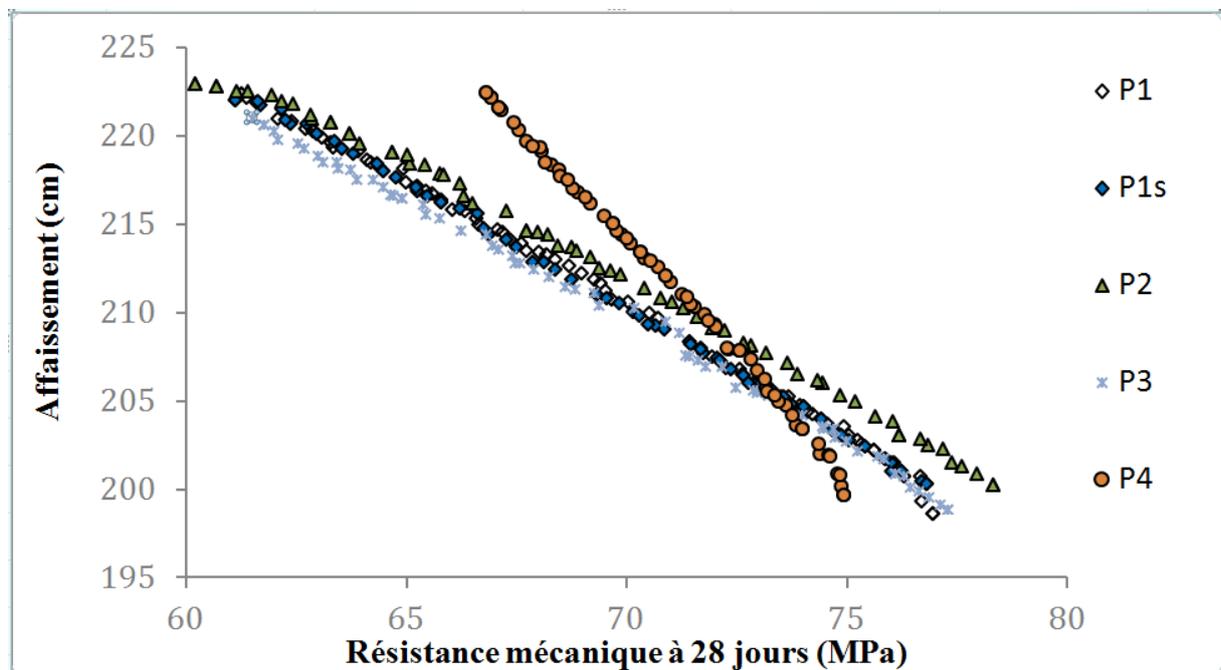


Figure 68 : Les différents résultats d'optimisation obtenus par les différents modèles.

L'analyse des résultats de la Figure 68 permet de démontrer la capacité des AG à reproduire des résultats identiques d'optimisation (la même frontière Pareto) lorsqu'on utilise

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

les mêmes modèles (Résultats P1 et P1s). Il est important de signaler que ce résultat est obtenu pour un paramétrage identique de l'AG. Nous remarquons sur la même figure que la frontière n'est certes pas la même mais la différence entre les deux frontières P1 et P1s est imperceptible voire inexistante. Ceci confirme la très bonne répétabilité des résultats de l'optimisation des AG.

La seconde remarque porte sur la similitude des résultats P1 et P2 où les modèles utilisés sont développés par le même outil (La MGGP). Toutefois, la forme des modèles est différente. Ceci permet de conclure que la différence d'écriture des modèles n'a pas d'influence sur le résultat de l'optimisation, à condition que les modèles soient de performances similaires. Il est important de signaler à ce stade que la performance des modèles est jugée vis-à-vis des critères mentionnés dans la première partie de ce chapitre à savoir la fitness, le coefficient de corrélation, la moyenne des erreurs absolues et l'erreur quadratique moyenne. Ceci a été davantage confirmé par la courbe P4, obtenu par un modèle de résistance mécanique obtenu par régression multiple (Lim et al., 2004) où on remarque que les résultats sont aussi proches de la frontière P1 et P2.

Afin de valider expérimentalement l'approche proposée, deux formulations (F1 et F10) correspondant aux deux extrémités de la frontière Pareto (P3) ont été testées en laboratoire. Sur le Tableau 51, quelques formulations réparties sur la frontière P3 sont présentées. Il est à rappeler que les modèles de résistance à la compression et de l'affaissement utilisés dans cette optimisation sont développés par MGGP.

| N° | Inputs | | | | | | Outputs | |
|-----------|--------------|------------------------|--------------|-------------|-------------------------|-------------------------|--------------|-------------------|
| | E/L (%) | E (kg/m ³) | S/G (%) | CV (%) | AE (kg/m ³) | SP (kg/m ³) | Rc28 (MPa) | Affaissement (mm) |
| 1 | 30,89 | 160,04 | 52,35 | 0,54 | 0,08 | 7,07 | 77,27 | 198,93 |
| 2 | 30,90 | 161,36 | 52,35 | 0,70 | 0,08 | 7,40 | 76,09 | 200,92 |
| 3 | 30,89 | 161,59 | 52,36 | 0,72 | 0,08 | 8,14 | 75,82 | 201,78 |
| 4 | 30,90 | 164,16 | 52,36 | 0,79 | 0,08 | 8,02 | 73,65 | 204,72 |
| 5 | 30,82 | 166,82 | 52,36 | 0,65 | 0,08 | 7,84 | 71,59 | 207,37 |
| 6 | 30,92 | 169,28 | 52,35 | 0,72 | 0,08 | 8,03 | 69,36 | 210,44 |
| 7 | 30,90 | 171,11 | 52,36 | 0,68 | 0,08 | 8,08 | 67,88 | 212,55 |
| 8 | 30,92 | 173,96 | 52,38 | 0,78 | 0,08 | 7,97 | 65,44 | 215,65 |
| 9 | 30,92 | 176,41 | 52,37 | 0,69 | 0,08 | 7,97 | 63,43 | 218,25 |
| 10 | 30,93 | 178,79 | 52,40 | 0,71 | 0,08 | 8,11 | 61,49 | 221,08 |

Tableau 51 : Quelques solutions optimales de la frontière de Pareto (P3).

Les matériaux utilisés ainsi que leurs proportions massiques sont présentés sur le Tableau 52. Il est à rappeler que les caractéristiques de ces matériaux sont indiquées au (Tableau 37)

Chapitre 4 : Apprentissage automatique et optimisation multiobjectifs

| Matériau | Quantité (kg/m ³) | |
|-----------------------------|-------------------------------|-------------|
| | Formulation | Formulation |
| | F1 | F10 |
| Eau | 160,0 | 178,8 |
| Ciment Portland type I 52,5 | 516,7 | 576,0 |
| Cendres volantes | 2,8 | 4,1 |
| Gros granulats | 405,5 | 392,8 |
| Granulats fins | 212,3 | 205,8 |
| Superplastifiant | 7,07 | 8,11 |
| Entraîneur d'air | 0,08 | 0,08 |

Tableau 52: Dosage des composants des formulations testées.

Après confection, les éprouvettes sont conservées dans l'eau à température de $20\text{ °C} \pm 2\text{ °C}$ pendant 28 jours. Les résultats de résistance à la compression sur éprouvettes cylindriques et affaissements sont reportés dans le Tableau 53.

| Propriétés | Rc28 (MPa) | | Affaissement (mm) | | |
|-----------------|------------|--------------|-------------------|--------------|-------------|
| | Valeurs | Expérimental | Prédictions | Expérimental | Prédictions |
| Formulation F1 | | 76±1 | 77 | 100±10 | 198 |
| Formulation F10 | | 68±4 | 61 | 250±20 | 221 |

Tableau 53: Résistance mécanique et affaissement obtenus sur les formulations testées.

Nous constatons à travers les résultats du Tableau 53, que les résultats expérimentaux concordent avec les résultats de prédictions notamment pour la résistance mécanique où les deux formulations testées donnent des résultats très proches de la prédiction du modèle. Cependant, le modèle prédictif de l'affaissement assure une bonne prédiction une fois sur deux, ce résultat est dû aux performances modestes du modèle de l'affaissement reflétés par un R et un MAE respectivement de 0,5 et 22, contrairement au modèle de la résistance mécanique d'un R et MAE respectivement de 0,97 et 1,91.

Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, pour un cas pratique (la formulation d'un BHP) la démarche globale de formulation a été mise en œuvre et discutée puis validée à différents niveaux.

En raison du temps nécessaire pour développer une base de données cohérente et importante, nous avons opté pour extraire une base de données de la littérature. Les contraintes de cette démarche étaient de trouver les informations quant aux ingrédients utilisés afin de reproduire quelques formulations en laboratoire pour validation mais aussi d'avoir les inputs nécessaires pour développer des modèles prédictifs de la résistance mécanique à la compression et de l'affaissement fiables.

En termes d'identification des modèles prédictifs comme pour le chapitre qui traite la compacité granulaire, les performances des algorithmes de type PG ou MGGP ont été comparées. Il apparaît comme pour le chapitre 3, l'avantage d'une méthode sur l'autre n'est pas flagrant pour les cas étudiés.

En terme d'optimisation des formulations par les AG afin d'identifier une gamme de béton qui répond à un cahier des charges spécifique, la démarche a permis d'identifier une gamme de béton qui répond aux critères imposés et dont les formulations sont conformes aux formulations des BHP.

La validation au laboratoire de quelques formulations a donné entière satisfaction tant au niveau des résistances mécaniques que des affaissements.

En termes de l'étude de l'impact d'un modèle de prédiction sur l'optimisation multiobjectifs avec les AG, des résultats similaires sont prédits par les différents modèles adoptés. Cela confirme également le caractère robuste de cette démarche.

Dans le chapitre suivant, nous étudierons l'extension de la méthode hybride (PG & AG) proposée dans ce travail sur un cas d'optimisation à cinq objectifs. Le cas d'étude est un mortier à base de sable de fonderie, dont les objectifs à optimiser dans le cahier des charges, sont la résistance mécanique à la compression et à la flexion, la maniabilité, la compacité granulaire et le coût.

CHAPITRE 5 : Formulation de mortiers à base de matériaux alternatifs

Introduction du chapitre

Dans l'optique de capitaliser tous les concepts et les résultats obtenus dans les parties précédentes, le présent chapitre a pour objectif d'appliquer cette nouvelle approche de formulation des mélanges sur le cas de mortiers à base de matériaux alternatifs. Ce choix a été fait, d'une part pour développer une base de données représentative avec les matériaux disponibles. D'autre part faire autant que possible des validations à différentes étapes. Nous avons également veillé dans ce travail à donner le maximum d'informations sur les ingrédients et les méthodes pour permettre une ré-exploitation de cette base de données dans d'autres travaux. Ce travail permettra aussi d'éclaircir davantage la démarche globale dans son intégralité allant de la base de données expérimentale qui représente la matière première pour la PG dans la modélisation des propriétés des mortiers, passant par la formulation multicritères des mortiers par AG pour enfin finir avec la validation au laboratoire des résultats obtenus. Il est à noter que la base de données a été développée par l'utilisation d'un plan d'expériences optimisé.

L'étude des différents aspects de l'optimisation multiobjectifs abordée dans le chapitre 4, notamment l'étude de l'influence des formes des modèles prédictifs sur les résultats de l'optimisation et la répétabilité des AG, nous a permis d'envisager également d'optimiser les mélanges de mortier selon 5 objectifs, contrairement au cas des BHP abordé jusqu'ici (Bi-objectif). En effet, l'optimisation multiobjectifs de ces mortiers prend comme critère à optimiser la compacité du squelette granulaire, la résistance mécanique à la compression, la résistance mécanique à la flexion, la maniabilité et le coût à titre indicatif. Ceci permet de mettre en exergue l'intérêt de la méthode proposée, dans la prise en considération de plusieurs facteurs simultanément dans le processus de formulation.

Le présent cas d'étude est un mortier à base de sable de fonderie. Ce matériau alternatif a fait partie des matériaux d'apprentissage du modèle de la compacité développé dans le chapitre 3, ce choix été fait dans l'optique d'assurer la fiabilité du modèle comme critère d'optimisation dans ce cas d'étude. Il est important de souligner qu'on a utilisé la fraction inférieure à 0,2 mm du sable de fonderie, ceci permettra d'adapter cette base de données sur d'autres matériaux alternatifs comme les sédiments de dragage fluviaux et marins qui ont des D_{\max} similaires en granulométrie.

1 Plan d'expériences et développement de la base de données du mortier

Pour étudier l'impact des dosages des composants (Facteurs) sur une propriété quelconque du mélange (Réponse), il est plus logique au premier abord de réaliser toutes les combinaisons possibles. Ceci est nommé dans la discipline des plans d'expériences, un plan factoriel complet. Ce type de plan permettra sans doute, de réaliser des bases de données complètes permettant d'extraire toutes les informations nécessaires du phénomène étudié et par conséquent la possibilité de proposer un modèle prédictif prenant en compte l'importance de chaque facteur et de leurs interactions.

Cependant, il n'est pas toujours évident de réaliser un plan d'expérience factoriel complet. En effet, avec l'augmentation rapide du coût des expériences, il est essentiel que le phénomène soit bien étudié avec le moins d'expériences. Ceci est une des raisons importantes pour opter à un plan d'expérience optimisé.

Différentes méthodes de plans d'expériences ont été développées et améliorées. Le plus connu est le plan de Taguchi qui porte le nom de son inventeur.

Pour notre cas d'étude qui porte sur la formulation de mortier à base de coproduits. Nous avons réalisé un plan d'expérience optimisé développé par le Logiciel XLSTAT. Ce dernier intègre la méthode des matrices factorielles fractionnaires. Il est à noter que ce logiciel a permis, par rapport à un plan complet de deviser le nombre d'expériences par 2.

- **Détermination des facteurs**

Avant d'aborder le plan d'expériences, il était nécessaire d'identifier une formulation de base qui nous permet par la suite d'étudier les variations nécessaires pour cerner le champ des formulations sélectionnées.

Le mortier formulé est composé de ciment, d'eau, de sable et de matériau alternatif. Le matériau alternatif de substitution est un sable de fonderie inférieur à 0,2 mm.

Afin d'étudier l'influence des composants sur les propriétés du mortier, nous avons retenu les plages des variations suivantes (Tableau 54) :

| Facteurs | | E/C | Dosage ciment | Fin/sable |
|-------------------------|--------|----------|----------------------|-----------|
| Unité | Indice | (%) | (Kg/m ³) | (%) |
| Niveaux | 1 | 0,4 | 400 | 0 |
| | 2 | 0,5 | 450 | 5 |
| | 3 | 0,6 | / | 10 |
| | 4 | 0,7 | / | 15 |
| | 5 | / | / | 20 |
| | 6 | / | / | 30 |
| | 7 | / | / | 40 |
| Nombre de Niveau | | 4 | 2 | 7 |

Tableau 54: Identification des niveaux des facteurs du plan d'expériences.

Sur la base du tableau, nous pouvons évaluer le nombre d'expériences pour un plan factoriel complet égal à 56 expériences.

- **Plan d'expériences optimisé**

Sur la Figure 69 est présentée les expériences d'un plan factoriel complet, sur l'espace de recherche défini (C, E/C et F/S). Si nous répétons chaque expérience trois fois, le plan d'expériences atteint 168 expériences pour un plan factoriel complet.

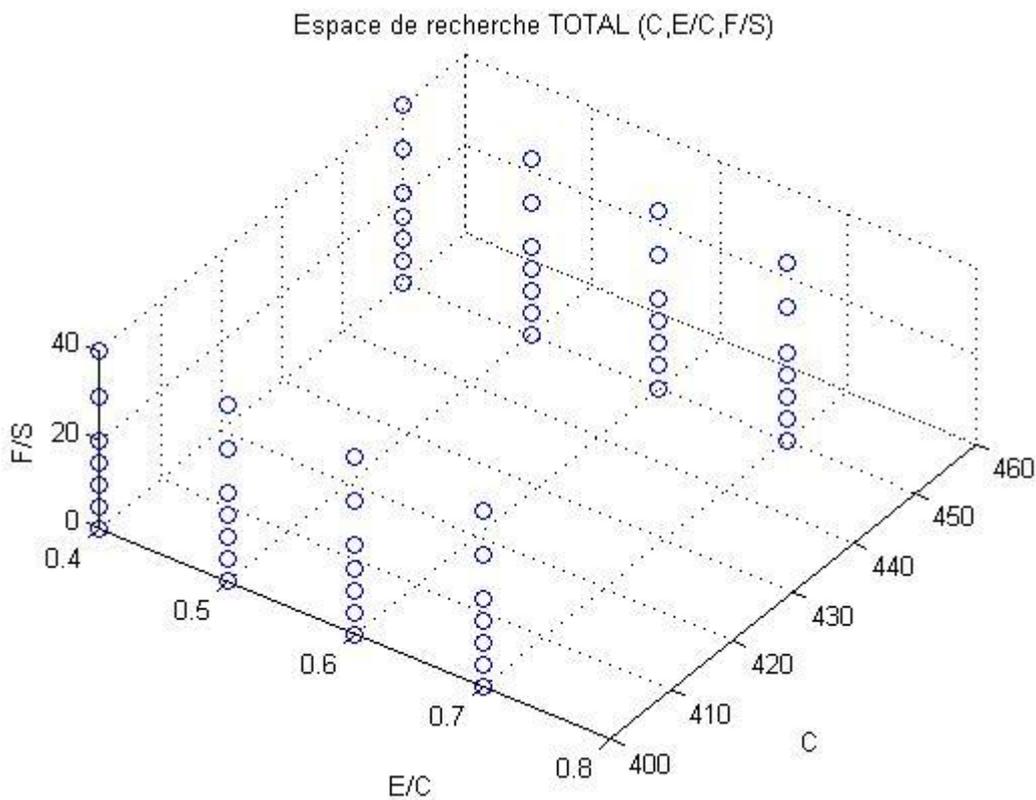


Figure 69: Répartition des expériences dans un plan d'expériences complet pour notre cas d'étude.

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

Etant donnée, le nombre important d'expériences à réaliser expérimentalement, nous avons utilisé le logiciel XLSTAT pour générer un plan factoriel optimisé de type plan factoriel demi complet, ceci permet de réduire le nombre d'expériences de moitié sans perdre en efficacité. En terme graphique, ce plan est présenté sur la Figure 70.

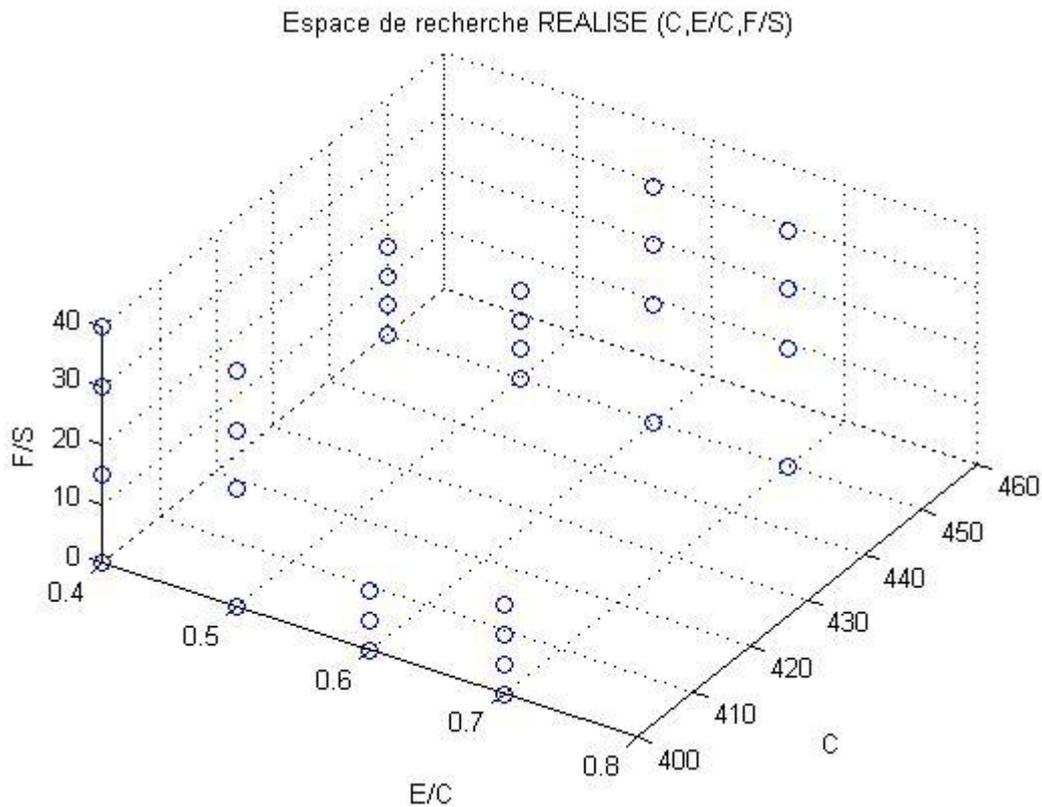


Figure 70: Plan factoriel optimisé de notre cas d'étude.

La traduction du plan d'expérience optimisé est reproduite dans le Tableau 55. Le plan est développé d'expériences témoins au nombre de 8. Ceci traduit un plan factoriel complet pour le cas d'un mortier sans matériaux alternatifs, et 24 expériences correspondent à un plan d'expériences demi complet pour l'utilisation d'un matériau alternatif.

Pour valider les résultats et s'assurer de la répétabilité de ces derniers, chaque expérience est répétée trois fois. Le plan d'expérience permet de générer ainsi une base de données totale de 96 enregistrements.

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

| Expériences | E/C | Dosage ciment | Fine/sable |
|-------------|--------|---------------|------------|
| | Indice | | |
| ObsT1 | 1 | 1 | 1 |
| ObsT2 | 2 | 1 | 1 |
| ObsT3 | 3 | 1 | 1 |
| ObsT4 | 4 | 1 | 1 |
| ObsT5 | 1 | 2 | 1 |
| ObsT6 | 2 | 2 | 1 |
| ObsT7 | 3 | 2 | 1 |
| ObsT8 | 4 | 2 | 1 |
| Obs1 | 1 | 1 | 2 |
| Obs2 | 2 | 1 | 2 |
| Obs3 | 3 | 2 | 2 |
| Obs4 | 4 | 2 | 2 |
| Obs5 | 1 | 1 | 3 |
| Obs6 | 2 | 1 | 3 |
| Obs7 | 3 | 2 | 3 |
| Obs8 | 4 | 2 | 3 |
| Obs9 | 1 | 1 | 4 |
| Obs10 | 2 | 1 | 4 |
| Obs11 | 3 | 2 | 4 |
| Obs12 | 4 | 2 | 3 |
| Obs13 | 1 | 2 | 5 |
| Obs14 | 2 | 2 | 5 |
| Obs15 | 3 | 1 | 5 |
| Obs16 | 4 | 1 | 5 |
| Obs17 | 1 | 2 | 6 |
| Obs18 | 2 | 2 | 6 |
| Obs19 | 3 | 1 | 6 |
| Obs20 | 4 | 1 | 6 |
| Obs21 | 1 | 2 | 7 |
| Obs22 | 2 | 2 | 7 |
| Obs23 | 3 | 1 | 7 |
| Obs24 | 4 | 1 | 7 |

Tableau 55 : Plan d'expérience optimisé détaillé.

Les propriétés observées (Sorties) pour chaque expérience sont

- La résistance mécanique à la compression à 28 jours,
- La résistance mécanique à la flexion à 28 jours,
- La maniabilité.

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

Sur le Tableau 56 un aperçu de la base de données en termes de formulations et de résultats est présenté l'ensemble des données sont en Annexes 2.

| C (gr) | E/C (%) | F/S (%) | S (gr) | Rc28 (MPa) | Rf28 (MPa) | Maniabilité (s) |
|--------|---------|---------|--------|------------|------------|-----------------|
| 450 | 40 | 0 | 1350 | 40,43 | 7,96 | 55 |
| 450 | 60 | 0 | 1350 | 43,07 | 9,07 | 3 |
| 450 | 70 | 0 | 1350 | 29,67 | 8,98 | 1 |
| 400 | 50 | 0 | 1350 | 55,03 | 9,2 | 10 |
| 400 | 60 | 0 | 1350 | 42,34 | 8,35 | 2 |
| 400 | 70 | 0 | 1350 | 38,99 | 7 | 1 |
| 450 | 40 | 5 | 1350 | 14,1 | 2,61 | 52 |
| 450 | 50 | 10 | 1350 | 49,3 | 10,15 | 21 |
| 400 | 60 | 15 | 1350 | 41,93 | 8,76 | 11 |
| 450 | 70 | 20 | 1350 | 35,71 | 8,71 | 2 |
| 400 | 40 | 30 | 1350 | 1,87 | 1,52 | 122 |
| 450 | 60 | 40 | 1350 | 30,44 | 7,34 | 126 |

Tableau 56 : Extrait de la base de données réalisée.

A ce stade du travail, nous n'avons pas fait varier le type de ciment ni l'utilisation d'adjuvant pour les raisons évoquées ci-dessus à savoir l'explosion du nombre d'expériences et le temps nécessaire pour réaliser ce travail.

2 Modélisation des propriétés du mortier à base de sable fin de fonderie

Avec une démarche similaire à celle développée dans le chapitre 4, nous procédons à la modélisation des propriétés du mortier à base de sable fin de fonderie par apprentissage automatique, en utilisant la MGGP. L'apprentissage s'effectue sur la base de données d'apprentissage réalisée ci-dessus. La modélisation intègre la résistance mécanique à la compression à 28 jours, la résistance mécanique à la flexion à 28 jours et la maniabilité.

Dans cette section, nous présentons le paramétrage de la MGGP appliqué pour chaque cas de modélisation ainsi que les modèles obtenus pour chaque propriété ainsi que les performances de chaque modèle. Il est à rappeler que la performance « fitness » de chaque modèle représente la somme des erreurs absolues, ceci explique pourquoi la fitness de terminaison de recherche dans le paramétrage de départ est fonction de la propriété modélisée. Notons que dans cette partie, nous ne reviendrons pas sur l'importance du paramétrage et la pertinence des différents modèles générés.

2.1 Modélisation de la résistance à la compression du mortier par MGGP

La résistance mécanique à la compression est une propriété importante pour un mortier. Elle représente un des objectifs à optimiser dans la démarche d'optimisation des mélanges. Selon la base de données développée, nous allons développer un modèle prédictif de la résistance mécanique en fonction des facteurs définis au préalable (Dosage en ciment, le rapport E/C, le dosage en sable et le rapport massique de sable de fonderie sur sable F/S).

Avec la même démarche utilisée précédemment, l'apprentissage automatique par MGGP nécessite de paramétrer l'algorithme au préalable afin d'obtenir un résultat optimal, traduit par un modèle de grande précision dans la prédiction de la résistance mécanique. Les résultats de prédiction sont comparés avec les résultats expérimentaux. Le Tableau 57 récapitule le paramétrage retenu :

| Paramètres | Valeur utilisée |
|--|---|
| Taille de la Population | 500 |
| Nombre de générations | 1000 |
| Nombre maximum de gènes dans chaque individu | 10 |
| Tournament | 20 |
| Fitness de terminaison de recherche | 40 |
| Elitisme | 0.5% |
| Fonctions | +, -, ×, /, ✓, exp, ln, sin, cos, log, tanh |

Tableau 57 : Paramètres utilisés de la MGGP dans la modélisation de la résistance à la compression.

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

Le modèle obtenu par MGGP de la résistance mécanique à la compression du mortier à base de sable de fonderie, est présenté par l'Équation 18 :

$$R_{c28} = \frac{4.4344e - 004 * S}{\log\left(\frac{E}{C}\right)} - 1.845e19 * \frac{F}{S^{0.5}} - 4.03 * \frac{F}{S} - 127.94 * \tanh\left(\frac{F}{S}\right) - 0.83 * \frac{E}{C} + 0.018 * C * \left(\frac{F}{S}\right) - 0.073 * \left(\frac{E}{C}\right) * \left(\frac{F}{S}\right) - \frac{6.083 * S}{E} + \frac{0.318 * \left(\frac{F}{S}\right)^{0.5} * \text{abs}\left(\frac{E}{C}\right)}{\exp\left(\frac{F}{S}\right)} - \frac{0.318 * \text{abs}\left(\frac{E}{C}\right) * \log(S)}{\exp\left(\frac{F}{S}\right)} + 369.83$$

Équation 18

Où : C : Dosage en ciment (gr), E/C : Rapport eau/Ciment (%), F/S : Rapport massique du sable de fonderie sur sable (%), S : Dosage en sable (gr)

• Performances du modèle

Le modèle développé par la MGGP est évalué en se basant sur le coefficient de corrélation (R), l'Erreur Absolue Moyenne (MAE) et la Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE) comme présenté sur le Tableau 58 et sur la Figure 71 :

| Critère | Valeur |
|---------|--------|
| R | 0,86 |
| MAE | 5,77 |
| RMSE | 9,06 |

Tableau 58 : Performances du modèle de la résistance mécanique à la compression.

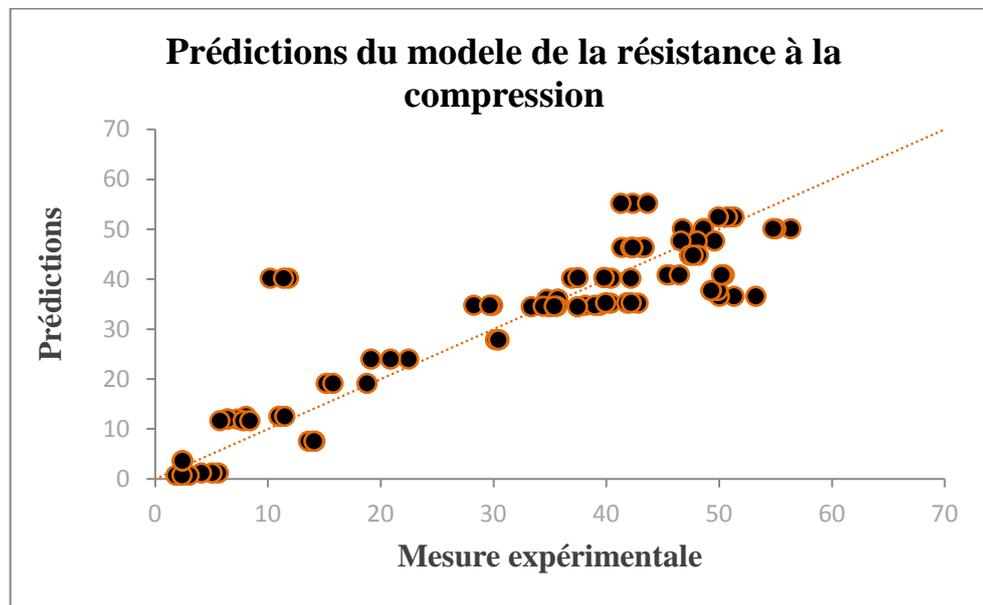


Figure 71: Prédiction du modèle de la résistance mécanique à la compression.

Nous remarquons sur cette Figure 71, la concentration des résultats autour de la courbe optimale ($X=Y$), reflétant ainsi la grande concordance entre les résultats de prédiction avec les résultats expérimentaux. Ceci est confirmé par les critères d'évaluation statistique notamment

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

le coefficient de corrélation égal à 0,86 et par l'erreur absolue moyenne égale à 5,7 MPa. Ce modèle sera utilisé comme fonction objectif dans la formulation des mortiers par AG.

2.2 Modélisation de la résistance à la flexion du mortier par MGGP

La résistance mécanique à la flexion du mortier de l'étude, est la deuxième propriété à modéliser. Cette propriété était prise en considération dans la base de données développée, comme seconde réponse observée. Bien que cette propriété n'est pas conflictuelle avec la résistance mécanique, puisque l'augmentation de la résistance à la compression implique l'augmentation de la résistance à la flexion. Il est tout de même intéressant de la prendre comme objectif, dans le processus d'optimisation multiobjectifs.

Le paramétrage de la MGGP est réalisé toujours dans l'optique de permettre à ce dernier de converger rapidement vers l'optimum global, c'est-à-dire le modèle prédictif qui satisfait au mieux aux données. Le Tableau 59 récapitule le paramétrage de la MGGP.

| Paramètres | Valeur utilisée |
|--|---|
| Taille de la Population | 500 |
| Nombre de générations | 1000 |
| Nombre maximum de gènes dans chaque individu | 6 |
| Taille de tournoiement | 20 |
| Fitness de terminaison de recherche | 10 |
| Elitisme | 0.5% |
| Fonctions | +, -, ×, /, √, exp, ln, sin, cos, log, tanh |

Tableau 59 : Paramètres utilisés de la MGGP dans la modélisation de la résistance à la flexion.

Le modèle obtenu de la résistance mécanique à la flexion du mortier à base de sable fin de fonderie, est présenté par l'Équation 19 :

$$Rf28 = 1.3 * \left(\frac{E}{C}\right) - 0.24 * \left(\frac{F}{S}\right) - 0.0231 * S - 2.9e10 - 4 * \left(\frac{E}{C}\right)^2 * S^{0.5} + 0.00001 * C^2 + 1.03e10 - 7 * C * \left(\frac{E}{C}\right)^2 * \left(\frac{F}{S}\right) - 1.7e10 - 5$$

Équation 19

Où : C : Dosage en ciment (gr), E/C : Rapport eau/Ciment (%), F/S : Rapport massique du sable de fonderie sur sable (%), S : Dosage en sable (gr).

Sur les mêmes critères utilisés précédemment, le modèle développé par la MGGP est évalué en se basant sur le coefficient de corrélation (R), l'Erreur Absolue Moyenne (MAE) et

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

la Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE). Le Tableau 60 et sur la Figure 72 récapitulent les résultats obtenus :

| Critères | Valeur |
|----------|--------|
| R | 0,86 |
| MAE | 1,28 |
| RMSE | 1,54 |

Tableau 60 : Performances du modèle de la résistance mécanique à la flexion.

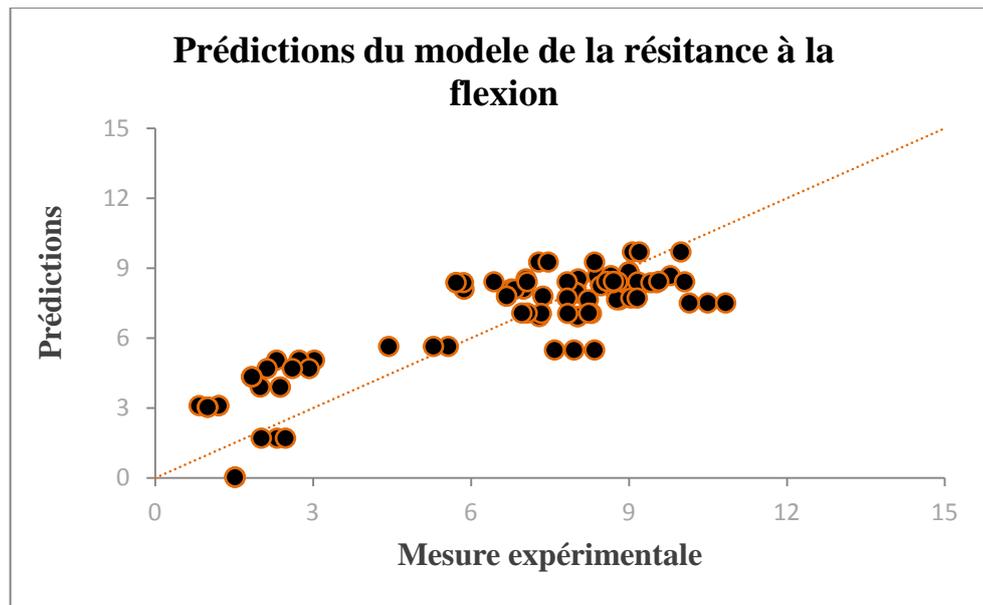


Figure 72 : Prédiction du modèle de la résistance mécanique à la flexion.

D'après les résultats obtenus, le modèle développé est performant dans la prédiction de la résistance mécanique à la flexion du mortier à base de sable de fonderie, au même titre que le modèle de la résistance à la compression, avec un coefficient de corrélation similaire équivalent à 0,86, quant à l'erreur absolue moyenne, elle n'excède pas les 2MPa. Ce modèle représente la seconde fonction-objectif dans la démarche d'optimisation multi critère par les AG.

2.3 Modélisation de la maniabilité du mortier par MGGP

La modélisation de cette propriété est intéressante, parce qu'à la différence de la résistance mécanique à la flexion, la maniabilité peut être une propriété en conflit avec la résistance mécanique. Comme expliqué précédemment, ce cas de figure de propriétés conflictuelles justifie davantage l'utilisation des AG dans la formulation des bétons et mortiers, car ils permettent de trouver un compromis entre ces propriétés dites contradictoires.

La mesure de la maniabilité reflète le degré de facilité de mise en œuvre du mortier. La mesure de la maniabilité est mesurée par le maniabilimètre qui permet de mesurer le temps d'écoulement du mortier jusqu'à un repère fixe. Plus le mortier est maniable, plus le temps d'atteindre le repère du maniabilimètre est minime. L'unité de mesure est donc la seconde (s). Cette mesure a fait donc partie de la base de données comme troisième réponse observable (sortie). Ceci nous a permis d'utiliser la MGGP pour développer un modèle prédictif de la maniabilité du mortier.

Le paramétrage de l'algorithme qui nous a permis d'obtenir le meilleur modèle prédictif de la maniabilité du mortier à base de sable de fonderie est récapitulé dans le Tableau 61 :

| Paramètres | Valeur utilisée |
|--|---|
| Taille de la Population | 500 |
| Nombre de générations | 1000 |
| Nombre maximum de gènes dans chaque individu | 6 |
| Taille de tournoiement | 20 |
| Fitness de terminaison de recherche | 200 |
| Elitisme | 0.5% |
| Fonctions | +, -, ×, /, √, exp, ln, sin, cos, log, tanh |

Tableau 61 : Paramètres utilisés de la MGGP dans la modélisation de la maniabilité.

Le modèle obtenu de la maniabilité du mortier à base de sable de fonderie est présenté par l'Équation 20 :

$$\text{Maniabilité} = \left(0.48 * \frac{E}{C}\right) - \left(37.76 * \log\left(\frac{E}{C}\right)\right) + \frac{240.07 * \frac{F}{S^3}}{E} + \left(9.32e - 004 * C * \frac{F}{S}\right) - \left(0.003 * \frac{E}{C} * \frac{F}{S}\right) + \frac{922 * \frac{F}{S}}{C} + 127.65$$

Équation 20

Où : *C* : Dosage en ciment (gr), *E/C* : Rapport eau/Ciment (%), *F/S* : Rapport massique du sable de fonderie sur sable (%), *S*: Dosage en sable (gr).

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

Le modèle développé par la MGGP est évalué en se basant sur les mêmes critères d'évaluation utilisés précédemment. Le Tableau 62 et la Figure 73 récapitulent les résultats obtenus :

| Critères | Valeur |
|----------|--------|
| R | 0,94 |
| MAE | 13,9 |
| RMSE | 22,4 |

Tableau 62 : Performances du modèle de la maniabilité.

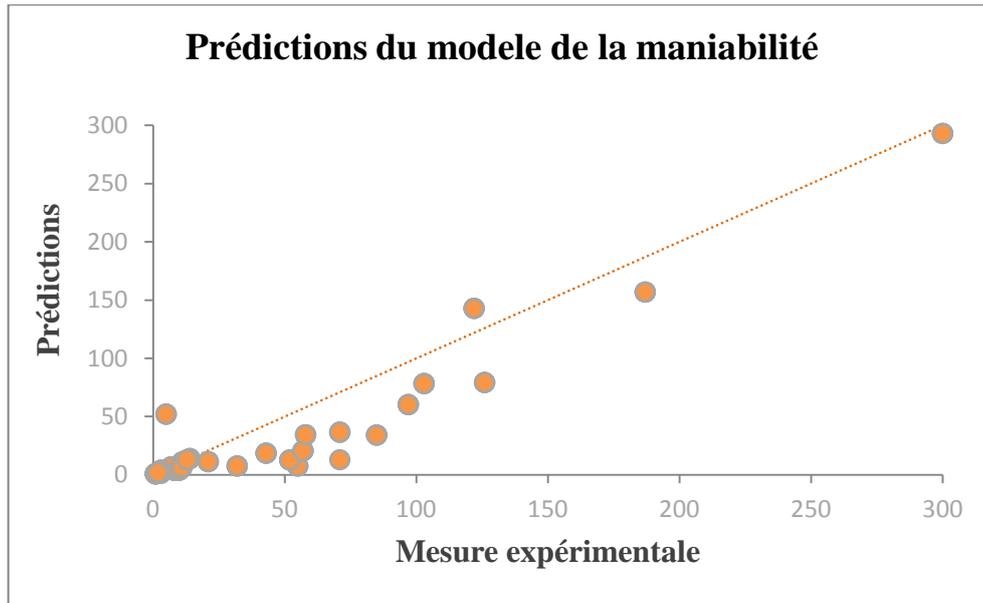


Figure 73 : Prédiction du modèle de la résistance mécanique à la flexion.

Se basant sur la forte corrélation entre les valeurs prédites et valeurs expérimentales traduite par un coefficient de corrélation $R=0,94$ et la valeur moyenne des erreurs absolues, le présent modèle de la maniabilité du mortier développé par MGGP est retenu comme fonction d'évaluation dans le processus d'optimisation multiobjectifs.

2.4 Modèle de la compacité granulaire

En plus de la résistance mécanique du mortier à la compression et à la flexion ainsi que la maniabilité, d'autres critères d'optimisation sont retenus, à savoir la compacité du squelette granulaire. En effet, le développement d'un modèle prédictif de la compacité du squelette granulaire développé dans le chapitre 3, a permis d'une part de prendre indirectement le caractère spécifique des déchets dans les formulations, puisqu'il était validé sur différents

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

mélanges granulaires à base de matériaux alternatifs, d'autre part la réduction de la porosité dans les formulations de mortier permet d'améliorer la durabilité.

Pour rappel, le modèle de la compacité granulaire développé par MGGP est présenté par l'Équation 12 suivante :

$$B_m = (0.42 * \beta_1) + (0.42 * y_2) - \left(1.36 * \left(\frac{Cc_1}{Cc_2}\right)\right) + \left(9.64 * \tanh\left(\left(\frac{d_2}{d_1}\right)^2\right)\right) \\ + \left(1.46 * \tanh\left(\text{abs}\left(\frac{Cc_1}{Cc_2}\right)^3\right)\right) - \frac{0.08 * y_2}{\beta_1} + (0.35 * Y_1^{0.5}) - 9.22$$

Équation 12

β_m : la compacité résiduelle du mélange granulaire. **β_1** : la compacité résiduelle intrinsèque du matériau fin dans le mélange. **y_1, y_2** : les pourcentages massiques respectifs des deux classes élémentaires (matériau fin, matériau grossier). **d_2, d_1** : les diamètres moyens respectifs des composants (matériau fin, matériau grossier). **Cc_1, Cc_2** : Les coefficients de courbure des deux classes élémentaires (matériau fin, matériau grossier).

2.5 Modèle du coût

Le modèle prédictif du coût permet dans la démarche d'optimisation de prendre ce dernier comme critère d'optimisation. Ceci confirme l'intérêt de la démarche dans le sens où les meilleures formulations ne sont pas considérées uniquement d'un point de vue technique mais aussi en matière de prix de revient. Dans notre cas, nous parlons du coût en Euro, mais il est possible au même titre d'envisager le coût en bilan carbone. Le modèle prédictif du coût des formulations de mortier est formulé par l'Équation 21 :

$$\text{Coût} = (P_1 * C) + (P_2 * E) + (P_3 * F) + (P_4 * S)$$

Équation 21

P_1, P_2, P_3 et P_4 : Sont les prix en centime d'euro/gr, respectifs du ciment, eau, sable fin de fonderie et sable.
 C, E, F et S : Sont les dosages respectifs du ciment, eau, sable fin de fonderie et sable.

3 Optimisation multiobjectifs des mélanges de mortier à base de sable de fonderie

Le développement des modèles prédictifs des différentes propriétés des mortiers est l'étape la plus sensible, puisque les résultats de l'optimisation par AG dépendent étroitement de la qualité des fonctions d'évaluation utilisées. En effet, les AG vont procéder à la création des premières formulations. Chaque formulation qui représente un individu sera évaluée via les fonctions d'évaluation, ensuite les individus vont être croisés de génération en génération pour trouver de nouvelles formulations plus intéressantes en matière de propriétés mécaniques et de coût. L'ensemble de solutions optimales représentent le résultat final des AG. La qualité de prédiction des modèles développés permet d'envisager l'optimisation par les AG

Comme développé précédemment, il convient dans la seconde étape de paramétrer les AG pour trouver rapidement les meilleures formulations, ceci implique la définition de l'espace de recherche de l'algorithme, de définir le nombre de génération et surtout le sens de l'optimisation de chaque fonction (Maximiser ou Minimiser). Le Tableau 63 récapitule le paramétrage retenu pour la formulation d'un mortier à base de sable de fonderie.

| Paramètres | Valeur utilisée |
|-----------------------------------|---|
| Fonction à maximiser | Résistance à la compression Résistance à la flexion Compacité |
| Fonction à minimiser | Maniabilité Coût |
| Opérateurs Génétiques | Sélection, Reproduction, Crossover ; Mutation |
| Sélection | Tournament |
| Mutation | Constraint dependent |
| Crossover | Intermediate |
| Evaluation de la Fonction Fitness | In serial |
| Critère d'arrêt | 200 Générations |

Tableau 63 : Paramétrage des AG pour l'optimisation des mélanges du mortier.

L'application de la méthode proposée dans ce travail est dans le but de formuler un mortier ou une gamme de mortier selon un cahier des charges bien spécifique. Les caractéristiques visées du mortier ou de la gamme de mortier sont exposés dans le Tableau 64

| Propriétés | Unité | Intervalle des caractéristiques |
|-----------------------------|-------|---------------------------------|
| Résistance à la compression | MPa | 40-60 |
| Résistance à la flexion | MPa | 7-12 |
| Maniabilité | s | 1-10 |
| Compacité | / | Maximum |
| Coût | euro | Minimum |

Tableau 64 : Cahier de charge du mortier formulé.

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

Dans le choix de l'espace de recherche résumé dans le Tableau 65, nous avons maintenu le même espace d'apprentissage qui représente l'intervalle de confiance des modèles développés.

| | C (gr) | E/C(%) | F/S (%) | Sable (gr) |
|------------|--------|--------|---------|------------|
| Min | 400,00 | 40 | 0,000 | 1350,00 |
| Max | 450,00 | 70 | 40,000 | 1350,00 |

Tableau 65 : Intervalles des variations des inputs (Dosages potentiel des constituants).

3.1 Résultats et discussion

Les prédictions de l'optimisation effectuée par les AG sont présentées dans le Tableau 66.

| N | Inputs | | | | Outputs | | | | |
|----|--------|--------|--------|------------|-----------|-----------|--------|-------|----------------|
| | C (gr) | E/C(%) | F/S(%) | Sable (gr) | Rc28(MPa) | Rf28(MPa) | Man(s) | Comp | Prix (Centime) |
| 1 | 434 | 69,9 | 4 | 1350 | 58,4 | 8,4 | 1 | 0,594 | 6,48 |
| 2 | 445 | 59,9 | 0 | 1350 | 50,2 | 9,6 | 2 | 0,551 | 7,00 |
| 3 | 442 | 57,4 | 1 | 1350 | 38,8 | 9,5 | 3 | 0,574 | 7,10 |
| 4 | 427 | 68,6 | 6 | 1350 | 55,6 | 8,5 | 1 | 0,600 | 6,47 |
| 5 | 419 | 59,1 | 7 | 1350 | 46,1 | 8,8 | 5 | 0,604 | 6,79 |
| 6 | 441 | 53,6 | 0 | 1350 | 53,7 | 9,2 | 3 | 0,556 | 7,32 |
| 7 | 430 | 69,9 | 6 | 1350 | 57,0 | 8,3 | 1 | 0,599 | 6,45 |
| 8 | 409 | 59,3 | 6 | 1350 | 46,3 | 8,8 | 5 | 0,602 | 6,69 |
| 9 | 421 | 63,1 | 2 | 1350 | 43,9 | 9,2 | 2 | 0,578 | 6,63 |
| 10 | 442 | 55,3 | 0 | 1350 | 49,6 | 9,4 | 3 | 0,563 | 7,22 |
| 11 | 441 | 56,1 | 1 | 1350 | 42,3 | 9,4 | 3 | 0,569 | 7,17 |
| 12 | 404 | 70,0 | 4 | 1350 | 56,2 | 8,0 | 1 | 0,591 | 6,22 |
| 13 | 434 | 58,3 | 0 | 1350 | 48,8 | 9,5 | 2 | 0,547 | 6,98 |
| 14 | 408 | 60,0 | 4 | 1350 | 48,5 | 9,0 | 3 | 0,593 | 6,64 |
| 15 | 408 | 60,4 | 6 | 1350 | 47,8 | 8,9 | 4 | 0,600 | 6,63 |
| 16 | 419 | 59,1 | 6 | 1350 | 47,3 | 8,9 | 4 | 0,601 | 6,79 |
| 17 | 430 | 63,2 | 1 | 1350 | 44,0 | 9,3 | 2 | 0,571 | 6,71 |
| 18 | 405 | 67,1 | 2 | 1350 | 49,6 | 8,6 | 1 | 0,582 | 6,33 |
| 19 | 414 | 57,8 | 3 | 1350 | 45,1 | 9,1 | 4 | 0,589 | 6,81 |
| 20 | 404 | 69,9 | 4 | 1350 | 56,3 | 8,0 | 1 | 0,594 | 6,23 |
| 21 | 423 | 58,6 | 7 | 1350 | 46,2 | 8,8 | 5 | 0,604 | 6,85 |

Tableau 66 : Formulations optimales du mortier à base de sable de fonderie obtenues par AG.

Les résultats présentés, dans le Tableau 66 et la Figure 74, représentent l'ensemble des solutions optimales (solution non dominées) obtenu par les AG. Chaque formulation, qui inclut les quatre inputs, est évaluée selon les cinq critères du cahier des charges (résistance à la compression, résistance à la flexion, maniabilité, compacité et le coût).

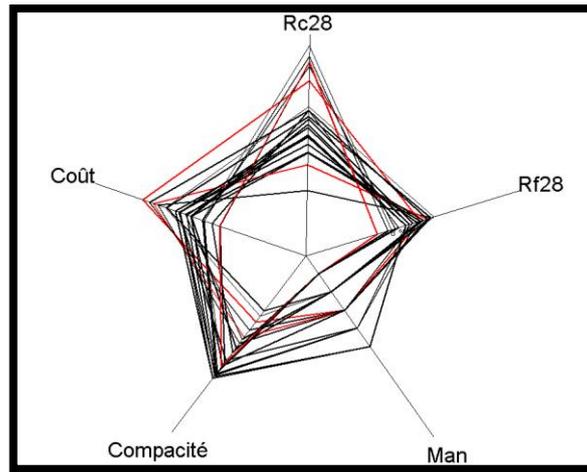


Figure 74 : Formulations optimales du mortier à base de sable de fonderie.

Il apparaît d'après ces résultats que l'ensemble des solutions optimales satisfait au cahier des charges. Nous pouvons remarquer également qu'en matière de résistance mécanique à la compression, la différence entre les formulations 1 et la formulation 21 est de 12 MPa, ceci est intéressant d'un point de vue compromis, car l'utilisateur aura une large gamme de mortier.

Nous remarquons également que les résistances à la flexion demeurent similaires pour l'ensemble des formulations. Mais nous attirons surtout l'attention sur le taux d'incorporation des sables de fonderie qui est plafonnée à 8 % dans toutes les solutions optimales, ceci est dû principalement au dosage fixe du sable standard. En effet, le volume des inclusions granulaire est un paramètre de forte influence sur la résistance mécanique (Yammine et al., 2008), au-delà d'un volume optimal, la résistance mécanique chute considérablement, c'est pourquoi l'ajout supplémentaire du sable de fonderie au-delà de 8% n'a pas été possible. A cet effet, il sera intéressant d'exploiter un intervalle de variation du sable inférieur à 1350 gr où d'explorer des dosages plus importants en ciment afin d'offrir la possibilité d'augmenter le volume de la pâte dans les formulations.

3.2 Validation au laboratoire des formulations de mortiers

Dans l'optique de validation de la démarche, nous passons à l'étape de formulation au laboratoire, afin d'évaluer la prédiction des modèles d'une part, et de valider la pertinence de la démarche globale dans la formulation des mortiers d'autre part.

Pour faire, nous avons choisi trois formulations, se basant sur le taux d'incorporation des sables de fonderie. La « Formulation 10 » avec le minimum de dosage, la « Formulation 20 » avec un rapport F/S de 4% et la « Formulation 5 » avec le maximum de dosage avec F/S de

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

8%. Les résultats de la résistance à la compression et à la flexion ainsi que la maniabilité, sont récapitulés dans le Tableau 67.

| Formulation N° | Dosage | | | | Man (s) | Man (s) | Rc28 (MPa) | Rc28 (MPa) | Rf28 (MPa) | Rf28 (MPa) |
|---------------------------------|--------|--------|-----------|------------|---------|----------|------------|-------------|------------|-------------|
| | C (gr) | E (gr) | Fines (%) | Sable (gr) | PRED | EXP | PRED | EXP | PRED | EXP |
| 10 | 419 | 59 | 7 | 1350 | 5 | 5 | 46,1 | 42,5 | 8,8 | 9,4 |
| 20 | 442 | 55 | 0 | 1350 | 3 | 2 | 49,6 | 45,0 | 9,3 | 11,7 |
| 5 | 404 | 70 | 4 | 1350 | 1 | 3 | 56,2 | 47,5 | 8,0 | 9,4 |
| Coefficient de corrélation R | | | | | 0,65 | | 0,98 | | 0,79 | |
| Moyenne des erreurs absolue MAE | | | | | 1 | | 5,6 | | 1,46 | |

Tableau 67 : Résultats obtenus pour les formulations testées au laboratoire.

Au vue des résultats obtenus pour les trois formulations testées, nous confirmons la grande concordance entre les résultats expérimentaux et les résultats de prédiction pour les trois propriétés : la maniabilité ainsi que les résistances mécaniques à la compression et à la flexion. Ceci reflète la grande précision des modèles prédictifs développés par apprentissage automatique, donnant des moyennes des erreurs absolues équivalentes à 1 seconde pour la maniabilité, de 5,6 MPa pour la résistance mécanique à la compression et 1,46 MPa pour la résistance mécanique à la flexion. Ces erreurs restent acceptables pour le cas d'un mortier.

La méthode de formulation proposée dans ce travail est très fiable dans ce cas d'étude d'optimisation à cinq objectifs. La qualité de ces résultats est due principalement aux intervalles de variation des inputs qui correspondaient au domaine d'apprentissage. C'est pourquoi il est intéressant de prospecter la fiabilité des modèles en extrapolation.

4 Application de la méthode pour mortiers à base de sable de dragage

Les modèles prédictifs développés sur les mortiers à base de sable de fonderie se sont révélés des modèles de grande capacité de prédictions en interpolation sur le même type de mortier. Il est néanmoins plus judicieux de tester la robustesse des modèles pour des mortiers à base de matériaux alternatifs autres que les sables de fonderie, c'est pourquoi dans cette partie, nous utilisons les mêmes modèles prédictifs, dans la formulation de mortiers à base de sable de dragage en plus des matériaux standards à savoir : le ciment 52,5 N, de sable normalisé et d'eau.

Il est à noter que le paramétrage des AG et les intervalles de variation des inputs, sont identiques au premier cas d'étude de mortier à base de sable de fonderie comme décrit respectivement dans le Tableau 63 et Tableau 65.

4.1 Résultats et discussion

Les formulations optimales de mortier à base de sable de dragage, en matière de résistance mécanique (compression et flexion), de maniabilité, de compacité et de coûts sont récapitulées dans le Tableau 68 et Figure 75:

| N | Inputs | | | | Outputs | | | | |
|----|--------|--------|--------|------------|-----------|-----------|--------|-------|----------------|
| | C (gr) | E/C(%) | F/S(%) | Sable (gr) | Rc28(MPa) | Rf28(MPa) | Man(s) | Comp | Prix (Centime) |
| 1 | 450 | 59,6 | 0 | 1350 | 50,6 | 9,7 | 2 | 0,740 | 7,07 |
| 2 | 435 | 69,9 | 5 | 1350 | 58,3 | 8,4 | 1 | 0,745 | 6,49 |
| 3 | 443 | 56,8 | 1 | 1350 | 37,9 | 9,4 | 3 | 0,741 | 7,14 |
| 4 | 413 | 56,7 | 5 | 1350 | 44,6 | 8,8 | 5 | 0,746 | 6,85 |
| 5 | 409 | 70,0 | 0 | 1350 | 47,6 | 8,2 | 1 | 0,740 | 6,26 |
| 6 | 413 | 58,9 | 5 | 1350 | 47,5 | 8,9 | 4 | 0,745 | 6,74 |
| 7 | 428 | 58,6 | 1 | 1350 | 39,6 | 9,4 | 3 | 0,741 | 6,91 |
| 8 | 435 | 58,3 | 0 | 1350 | 48,3 | 9,5 | 2 | 0,740 | 6,99 |
| 9 | 433 | 58,7 | 5 | 1350 | 49,0 | 9,1 | 4 | 0,745 | 6,95 |
| 10 | 450 | 53,2 | 0 | 1350 | 53,7 | 9,2 | 3 | 0,740 | 7,43 |
| 11 | 413 | 55,9 | 5 | 1350 | 43,4 | 8,7 | 5 | 0,746 | 6,89 |
| 12 | 414 | 69,8 | 5 | 1350 | 56,7 | 8,2 | 1 | 0,745 | 6,32 |
| 13 | 413 | 70,0 | 3 | 1350 | 56,5 | 8,1 | 1 | 0,743 | 6,30 |
| 14 | 420 | 66,1 | 4 | 1350 | 55,1 | 8,8 | 2 | 0,745 | 6,50 |
| 15 | 422 | 59,6 | 5 | 1350 | 49,0 | 9,1 | 4 | 0,745 | 6,80 |
| 16 | 441 | 58,5 | 1 | 1350 | 44,6 | 9,5 | 2 | 0,740 | 7,04 |
| 17 | 419 | 57,5 | 5 | 1350 | 46,1 | 8,9 | 5 | 0,745 | 6,87 |
| 18 | 435 | 69,6 | 4 | 1350 | 58,2 | 8,4 | 1 | 0,744 | 6,51 |

Tableau 68: Formulations optimales des mortiers à base de sable de dragage.

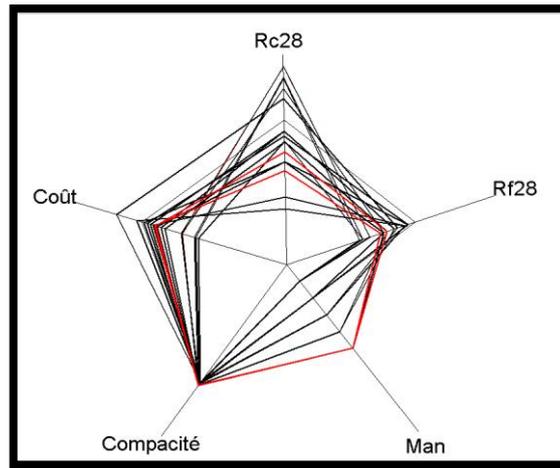


Figure 75: Formulations optimales du mortier à base de sable de dragage.

Au vu de ces résultats, nous remarquons que les intervalles de variation des inputs varient selon les plages définies au préalable à l'exception du dosage en fines qui est plafonné à 5%. Ceci nous amène à tirer la même conclusion que le précédent cas d'étude de mortier à base de sable de fonderie, sur le caractère compromettant du dosage fixe en sable standards égale à 1350 gr qui empêche une incorporation plus importante de matériaux alternatif.

Il est cependant important de valider au laboratoire quelques formulations afin d'étudier la capacité de prédiction des modèles développés précédemment, sur ce nouveau matériau alternatif qui n'a pas été utilisé dans la base de données d'apprentissage.

4.2 Validation au laboratoire des formulations de mortiers

Trois formulations ont été choisies, se basant sur le taux d'incorporation du matériau alternatif. La « Formulation 2 » avec le maximum de dosage en sable de dragage proche de 5% et la « Formulation 10 » sans sable de dragage incorporé et une dernière formulation « Formulation 16 » de résistance mécanique à la compression la plus faible. Les résultats de la résistance à la compression et à la flexion ainsi que la maniabilité, sont récapitulés au Tableau 69.

| Formulation N° | Dosage | | | | Man (s) | Man (s) | Rc28 (MPa) | Rc28 (MPa) | Rf28 (MPa) | Rf28 (MPa) |
|---------------------------------|--------|--------|------------|------------|---------|----------|------------|-------------|-------------|------------|
| | C (gr) | E (gr) | Fines (gr) | Sable (gr) | PRED | EXP | PRED | EXP | PRED | EXP |
| | 2 | 435 | 69,9 | 5 | 1350 | 0 | 1 | 58,3 | 48,8 | 8,4 |
| 10 | 450 | 53,2 | 0 | 1350 | 3 | 5 | 53,7 | 45,0 | 9,2 | 9,4 |
| 16 | 441 | 58,5 | 1 | 1350 | 2 | 4 | 44,6 | 43,1 | 9,5 | 9,4 |
| Coefficient de corrélation R | | | | | 0,99 | | 0,93 | | 0,96 | |
| Moyenne des erreurs absolue MAE | | | | | 2 | | 6,6 | | 0,56 | |

Tableau 69 : Résultats obtenus pour les formulations testées au laboratoire.

Chapitre 5 : Formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs

Les résultats obtenus pour ce dernier cas d'étude sont très concluants. En effet, les erreurs absolues moyennes obtenues sont très acceptables au même titre que le mortier à base de sable de fonderie, avec une erreur type de 2 secondes pour la maniabilité et 6,6 et 0,56 MPa respectivement pour la résistance mécanique à la compression et à la flexion.

Ces résultats obtenus confirment davantage la capacité de prédiction des modèles en interpolation, car les intervalles de variation dans ce cas d'étude correspondent bien à l'espace d'apprentissage des modèles.

Au vue de ces résultats, nous concluons sur la possibilité d'établir une classification physico-chimique des matériaux alternatifs dont les comportements sont régis les mêmes modèles prédictifs développés sur des matériaux similaires.

Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons appliqué la méthode de formulation des mortiers à base de matériaux alternatifs, développée durant cette thèse. A travers ce cas d'étude d'un mortier à base de sable de fonderie, nous avons procédé à la modélisation des propriétés de ce dernier par apprentissage automatique via la MGGP, ensuite nous avons utilisé ces modèles pour l'optimisation multiobjectifs via les AG.

Nous avons utilisé également le modèle prédictif de la compacité granulaire adapté aux matériaux alternatifs développé précédemment, comme un des critères d'optimisation. Ceci permet d'une part de prendre un paramètre important dans le processus d'optimisation qu'est la compacité granulaire et de prendre indirectement les spécificités des déchets, pris en compte dans le modèle.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants, en se référant à la bonne concordance entre les résultats prédits et les résultats obtenus expérimentalement, ceci implique la résistance mécanique à la compression, à la flexion ou la maniabilité des mortiers à base de sable de fonderie. Ceci nous permettra de conclure que la présente méthode de formulation développée est adaptée à l'utilisation des matériaux alternatifs.

L'intérêt de cette méthode se confirme d'avantage dans la possibilité de proposer plusieurs solutions optimales en optimisant simultanément plusieurs objectifs conflictuels. Dans le présent cas d'étude, nous sommes arrivés jusqu'à cinq propriétés à optimiser en incluant le coût des formulations.

Nous avons testé les modèles développés sur les mortiers à base de sable de fonderie, sur des mortiers à base de sable de dragage et les résultats sont de même qualité que le cas d'apprentissage sous réserve d'appliquer l'optimisation dans le même espace d'apprentissage. Ceci permet de réduire les cas d'apprentissage pour différents matériaux alternatifs de propriétés similaires.

Conclusion générale et perspectives

La consommation mondiale des ressources naturelles notamment dans le domaine du Génie Civil est en très forte croissance en raison de la demande accrue de nos chantiers. L'exploration des gisements actuels et futurs sont de plus en plus réglementées et difficiles d'accès pour des raisons environnementales, sociétales et économiques. Dans un contexte de préservation de l'environnement, la gestion et la valorisation des déchets, sous et coproduits industriels demeurent un enjeu incontournable, tant financier qu'environnemental et il est désormais positionné au cœur des politiques de développement durable. C'est dans ce contexte que s'inscrivent mes travaux de recherche présentés dans ce rapport de thèse.

Les travaux de recherche présentés dans ce rapport de thèse ont permis à mettre en place une méthode formulation de matériaux de construction à base de sous-produits industriels avec une nouvelle approche basée sur les méthodes issues de l'intelligence artificielle.

L'objectif de ce travail est de pallier au manque de méthodes et d'outils adaptés à la formulation des matériaux alternatifs dans les différentes applications du Génie Civil, notamment pour les mortiers et bétons qui ont fait l'objet de notre étude.

L'aboutissement à cette nouvelle méthode proposée dans ce travail à nécessité de décomposer le problème de formulation en deux niveaux. D'une part la prise en compte des spécificités des déchets et leur impacts sur les propriétés des mortiers et bétons, qui en soit est un problème très complexe, et d'autre part, l'optimisation simultanée de plusieurs propriétés du matériau formulé en proposant un ensemble de solution optimales en non dominées, qui de fait est abordée comme un problème d'optimisation multiobjectifs (POM).

Concrètement, l'outil auquel nous aspirions devait être capable de tester numériquement plusieurs formulations à base de matériaux alternatifs et proposer les meilleures formulations qui satisfont simultanément à plusieurs critères fixés par le cahier de charge. Ceci paraît très complexe à l'état de connaissances actuel mais l'exploitation des nouveaux algorithmes issus de l'intelligence artificielle nous a permis de concrétiser cette démarche dans une méthode de formulation hybride présentée dans ce travail.

Le travail de recherche présenté dans ce manuscrit de thèse, est organisé en cinq chapitres qui sont organisé comme suit :

Dans le premier chapitre, nous avons rappelé le contexte environnemental mondial actuel et l'évolution de la réglementation concernant la gestion des déchets, avec la mise en exergue de l'importance d'encourager la valorisation des déchets dans une démarche d'écologie

circulaire. Nous avons par la suite rappelé leurs natures et les travaux scientifiques relatifs à la valorisation de chaque déchet dans les différentes applications dans le Génie Civil, en particulier le béton qui fait l'objet de notre étude.

Le second chapitre quant à lui, est un chapitre de caractérisation des matériaux de l'étude avec des essais de caractérisation étaient orientés directement vers l'objectif de l'étude.

Dans le troisième chapitre, nous avons procédé à l'application de la Programmation Génétique dans ces deux versions (PG et MGGP) dans la modélisation par apprentissage automatique de la compacité granulaire. Ce paramètre a été choisi en premier, en raison de son importance dans le processus d'optimisation des mélanges des bétons et son influence sur la plupart des autres propriétés mécaniques.

Nous avons en premier, déterminé les Inputs et les Outputs du système sur la base d'une étude paramétrique. Après paramétrage de l'algorithme, l'apprentissage est lancé et nous proposons un modèle prédictif de la compacité d'un mélange granulaire à concentration donnée de ce mélange, à partir de grandeurs physique des composants aisément accessibles à l'expérience.

Le modèle de compacité développé par la PG classique présente une forte capacité de prédiction sur les matériaux standards avec un coefficient de corrélation $R=0,92$, un RMSE de 0,06 entre les résultats de prédiction et les résultats expérimentaux. Dans la validation du modèle, sur les matériaux alternatifs, le modèle de la PG perd légèrement sa capacité de prédiction en raison de l'apprentissage limité sur les mélanges standards. Quant au modèle développé par MGGP par apprentissage sur matériaux standards et alternatifs, se démarque par une meilleure capacité de prédiction de la compacité de toute sorte de mélanges binaires (matériaux standards et alternatifs, matériaux fins et grossiers). Ce modèle a été retenu comme fonction-objectif dans le processus d'optimisation multiobjectifs des mortiers dans le dernier chapitre.

Ce premier cas d'application de l'apprentissage automatique, nous a permis de nous familiariser avec la PG, et proposer un modèle prédictif général de la compacité granulaire. Ce modèle a été implémenté dans une interface graphique Matlab, pour une utilisation plus simple.

Dans le chapitre 4, nous sommes passés à l'application de la méthode hybride pour un premier cas pratique, qu'est la formulation d'un Béton à Hautes Performances (BHP) dans une optimisation bi-objectif. Ceci a consisté à modéliser la résistance mécanique et

l'affaîssement d'un BHP par PG, dont les résultats de validation expérimentale confirment bien la bonne capacité de prédiction des deux modèles. Ensuite l'optimisation multiobjectifs par AG, a permis d'obtenir un ensemble de solutions optimales présentées par la frontière de Pareto, démontrant le grand intérêt de démarche global par le test d'un nombre très importants de formulation numériquement, qui d'un point de vu pratique, présente un grain financier et de temps considérables.

Dans la dernière partie de ce chapitre 4, une étude spécifique a été réalisé qui permet d'étudier la répétabilité des résultats afin de cerner les forces et les faiblesses des outils utilisés (PG PG & MGGP et AG AG) ainsi que leurs combinaisons. Nous avons conclu que les résultats obtenus par la PG et la MGGP donnent des modèles de formes différentes à chaque modélisation. Mais la forme des modèles n'a pas d'impact dans l'optimisation multiobjectifs, seules les performances des modèles comptent.

Nous avons confirmé dans cette étude que les AG donnent un ensemble de solutions optimales non dominées, et présentent une très bonne répétabilité, sous réserve de maintenir un paramétrage identique à chaque processus d'optimisation.

Dans le dernier chapitre (Chapitre5), nous avons capitalisé, les concepts développés sur l'apprentissage automatique et l'optimisation multiobjectifs, dans un cas pratique qui porte sur les mortiers à base de matériaux alternatifs. Pour se faire, on a réalisé un plan d'expériences optimisé de 96 formulations de mortier à base de sable de fonderie. Ce plan d'expériences a permis de réaliser une base de données qui a servis d'environnement d'apprentissage pour la MGGP. L'apprentissage a permis d'obtenir des modèles de résistance mécanique à la compression et à la flexion ainsi que la maniabilité, dont les performances ont été validées.

En plus du modèle du coût, nous avons intégré le modèle prédictif de la compacité granulaire adapté aux matériaux alternatifs développé précédemment, comme un des critères d'optimisation. Ceci a permis d'une part de prendre un paramètre important dans le processus d'optimisation qu'est la compacité granulaire et de prendre indirectement les spécificités des déchets, pris en compte dans le modèle.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants, en se référant à la bonne concordance entre les résultats prédits et les résultats obtenus expérimentalement des modèles développés par MGGP.

Nous avons testé les mêmes modèles développés sur les mortiers à base de sable de fonderie, sur des mortiers à base de sable de dragage et les résultats sont de qualité similaire que le cas d'apprentissage, sous réserve d'appliquer l'optimisation dans le même espace d'apprentissage. Ce dernier cas d'étude a permis de conclure sur la possibilité d'établir une classification des matériaux alternatifs dont les comportements sont régis par les mêmes modèles prédictifs développés sur des matériaux similaires.

Les résultats obtenus constituent une base solide pour envisager l'utilisation et le développement de cette méthode de formulation adaptés aux sous-produits industriels.

Pour continuer d'avancer sur cette voie, les points suivants seront recommandés pour de futures recherches:

- Confronter les résultats de l'optimisation multiobjectifs obtenus par deux types de fonctions objectifs (modèles physiques et modèles obtenus par apprentissage automatique)
- Capitaliser les données de la littérature scientifique, relatives aux formulations de bétons et mortiers à base de matériaux alternatifs dans des bases de données et la gestion de ces dernières par des outils spécifiques de classification et traitement des données.
- L'amélioration de la qualité des modèles prédictifs développés par apprentissage automatique notamment en extrapolation, par l'intégration des paramètres de nature des constituants, dans les modèles prédictifs. Ceci nécessite des études paramétriques spécifiques à chaque propriété modélisée, en utilisant des plans d'expériences adéquats.
- Etablir une classification des matériaux alternatifs dont l'impact sur les propriétés des bétons et mortiers est régi par les mêmes modèles de comportement.
- La validation du modèle de la compacité granulaire développé dans ce travail, sur d'autres matériaux alternatifs et son intégration dans une interface graphique simple d'utilisation.
- Appliquer la méthode proposée dans ce travail en technique routière.

L'objectif ultime de ce travail est la concrétisation de cette méthode hybride par la mise en place d'une interface adaptée pour chaque application du génie civil.

Cette interface connectée à une base de données permettra le perfectionnement des modèles prédictifs par apprentissage automatique à temps réel sur des bases de données centralisées.

Au second niveau, un logiciel doté de multitudes de modèles prédictifs (propriétés mécaniques, environnementales et de coûts) offre à l'utilisateur le choix des propriétés à

retenir dans le processus d'optimisation multiobjectifs par AG. L'utilisateur se limite à sélectionner les modèles adaptés à son application, renseigne les informations requises sur les constituants utilisés et définit les intervalles de dosage des constituants, pour obtenir en retour les meilleures formulations par rapport aux critères exigés au départ.

Références bibliographiques

- ADEME, 2015. Déchets : Chiffres-clés (No. Réf. 8500), ADEME Éditions 2015.
- Al-Shihri, M.A., 2010. Structural Optimization Using a Novel Genetic Algorithm for Rapid Convergence. *International Journal of Civil & Structural Engineering* 1, 123–138.
- Amar, M., Benzerzour, M., Abriak, N.E., Maherzi, W., 2016. Étude de valorisation des sédiments de dragage. Presented at the 34èmes Rencontres de l'AUGC du 25 au 27 Mai 2016, Université de Liège.
- A.M.O.R.C.E., 2012. Etat des lieux de la gestion des mâchefers en France (Série Technique No. DT 50).
- Bauchard, M., 1984. Utilisation en technique routière de granulats provenant du concassage de béton de démolition (Bull, liaison Labo P. et Ch. - 134 - No. Réf. 286).
- Becquart, F., 2007. Première approche du comportement mécanique d'un milieu granulaire issu d'un mâchefer d'incinération d'ordures ménagères: valorisation en technique routière (Thèse de doctorat). Université de Lille 1.
- Berredjem, L., Arabi, N., Molez, L., 2015. Contribution à l'étude des indicateurs de durabilité des bétons à base des granulats recyclés, in: 33ÈMES Rencontres Universitaires de Génie Civil du 27 Au 29 Mai 2015. Bayonne-France.
- Boughriet, R., n.d. Loi économie bleue : le rejet de boues de dragage polluées est interdit à compter de 2020 [www document]. *Actu-Environnement*. URL <http://www.actu-environnement.com/ae/news/loi-economie-bleue-rejet-boues-dragage-interdit-2020-26496.php4> (accessed 4.1.16).
- Bouguettaya, A.W., 2012. La programmation automatique: outils de la programmation génétique et certaines de ses applications (Thèse de doctorat). Université de Tlemcen.
- Bourabah, M.A., 2012. Comportement mécanique des sols fins, Application à la valorisation des sédiments de barrages en technique routière (Thèse de doctorat). Université de Tlemcen, Algérie.
- Bouterfas, M., 2012. Optimisation de la compacité du squelette granulaire (Thèse de doctorat). Université de Tlemcen.
- Brezocnik, M., Kovacic, M., 2003. Integrated Genetic Programming and Genetic Algorithm Approach to Predict Surface Roughness. *Materials and Manufacturing Processes* 18, 475–491. doi:10.1081/AMP-120022023
- Brundtland, G.H., 1987. Notre Avenir à Tous, rapport de la commission mondiale sur l'Environnement et le Développement. Les Editions du Fleuve, Paris (traduction française de Our Common Future).
- Collette, Y., Siarry, P., 2002. Optimisation multiobjectif, Éditions Eyrolles. ed. Paris.
- Dabo, D., 2008. Impact environnemental des mâchefers d'incinération d'ordures ménagères (MIOM) valorisés en technique routière: caractérisation, expérimentations multi-échelles et modélisation hydro-géochimique (Thèse de doctorat). Université de Paris ENMP.
- De Larrard, F., 2000. Structures granulaires et formulation des bétons, Etudes et recherches des Ponts et Chaussées. Laboratoire Central des Ponts et Chaussées.
- De Larrard, F., Ledee, V., Sedran, T., Brochu, F., Ducassu, J.-B., 2003. Nouvel essai de mesure de compacité des fractions granulaires à la table à chocs. *Bulletin des laboratoires des ponts et chaussées* 246–47, 101–115.
- Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A., Meyarivan, T., 2000. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II. *Lecture notes in computer science* 1917, 849–858.

- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on* 6, 182–197.
- Debieb, F., Kenai, S., 2007. Performances et durabilité du béton à base de granulats recyclés contaminés par les chlorures et les sulfates (Thèse de doctorat). Université des sciences et de la technologie Houari Boumedienne.
- Devaux, P., Vecoven, J., 1984. Les déchets de sables de fonderie en technique routière. *Bulletin of the International Association of Engineering Geology-Bulletin de l'Association Internationale de Géologie de l'Ingénieur* 30, 375–378.
- Dia, M., Ramarosan, J., Nzihou, A., Zentar, R., Abriak, N.E., Depelsenaire, G., Germeau, A., 2014. Effect of Chemical and Thermal Treatment on the Geotechnical Properties of Dredged Sediment. *Procedia Engineering, SYMPHOS 2013 - 2nd International Symposium on Innovation and Technology in the Phosphate Industry* 83, 159–169. doi:10.1016/j.proeng.2014.09.034
- Dubois, V., 2006. Etude du comportement physico-mécanique et caractérisation environnementale des sédiments marins: valorisation en technique routière (Thèse de doctorat). Université d'Artois.
- El Barrak, M., 2005. Contribution à l'étude de l'aptitude à l'écoulement des bétons autoplaçants à l'état frais (Thèse de doctorat). Université de Toulouse 3.
- El Hilali, A., Ghorbel, E., Gonnon, P., 2006. Influence des fillers sur l'ouvrabilité des bétons autoplaçants. *Actes 24èmes Rencontres Universitaires de Génie* 155, 1–2.
- Farina, M., Deb, K., Amato, P., 2004. Dynamic multiobjective optimization problems: test cases, approximations, and applications. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on* 8, 425–442.
- FFB, 2014. Déchets de chantier-Les réponses aux questions que vous vous posez, Fédération Française du Bâtiment.
- Folino, G., Pizzuti, C., Spezzano, G., 2000. Genetic Programming and Simulated Annealing: A Hybrid Method to Evolve Decision Trees, in: Poli, R., Banzhaf, W., Langdon, W.B., Miller, J., Nordin, P., Fogarty, T.C. (Eds.), *Genetic Programming, Lecture Notes in Computer Science*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 294–303.
- Fonseca, C.M., Fleming, P.J., others, 1993. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation Discussion and Generalization., in: *ICGA*. Citeseer, pp. 416–423.
- François, T., 1996. Réutilisation des sables de fonderie dans le bâtiment et les travaux publics (No. ADEME-94-02-0037).
- Gandomi, A.H., Alavi, A.H., 2011a. Multi-stage genetic programming: A new strategy to nonlinear system modeling. *Information Sciences* 181, 5227–5239. doi:10.1016/j.ins.2011.07.026
- Gandomi, A.H., Alavi, A.H., 2011b. A new multi-gene genetic programming approach to nonlinear system modeling. Part I: materials and structural engineering problems. *Neural Comput & Applic* 21, 171–187. doi:10.1007/s00521-011-0734-z
- Gandomi, A.H., Sajedi, S., Kiani, B., Huang, Q., 2016. Genetic programming for experimental big data mining: A case study on concrete creep formulation. *Automation in Construction*. doi:10.1016/j.autcon.2016.06.010
- Gérard Bernier, 2004. Formulation des bétons. Ed. Techniques Ingénieur.
- Hanini, W., 2012. Etude de l'incidence de la granularité sur la compacité des mélanges granulaires (Thèse de doctorat). Université de Tlemcen.
- Horn, J., Nafpliotis, N., Goldberg, D.E., 1994. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization, in: , *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, 1994. IEEE World Congress on Computational

- Intelligence. Presented at the , Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence, pp. 82–87 vol.1. doi:10.1109/ICEC.1994.350037
- Ideraldo Bonet, I., Teixeira Panarotto, C., Possamai, O., 2003. Valorisation des résidus de sable de fonderie (RSF): incorporation dans les enrobés asphaltiques de type BBMC (béton bitumineux malaxé à chaud). Actes INRETS 215–219.
- IREX, I. pour la R.A. et l'Expérimentation en G.C., 2011. Etude de faisabilité, PN RECYBETON(RECYclage complet des BETONs) (Etude de faisabilité).
- Javadi, A.A., Rezania, M., Nezhad, M.M., 2006. Evaluation of liquefaction induced lateral displacements using genetic programming. *Computers and Geotechnics* 33, 222–233. doi:10.1016/j.compgeo.2006.05.001
- Jeanneau, B., 1967. Etude de divers procédés de marquages de sédiments par l'or 198.
- Khezami, I., 2014. Approche expérimentale de valorisation des sédiments de dragage dans des applications de Génie Civil (Thèse de doctorat). Université de Lille 1.
- Kobashigawa, J., Hyoung-sun Youn, M. Iskander, Zhengqing Yun, 2009. Comparative study of genetic programming vs. neural networks for the classification of buried objects, in: IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium, 2009. APSURSI '09. Presented at the IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium, 2009. APSURSI '09, pp. 1–4. doi:10.1109/APS.2009.5172386
- Koza, J.R., 1992. Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection. MIT press.
- Lamond, J.F., Campbell Sr, R.L., Giraldi, A., Jenkins, N.J., Campbell, T.R., Halczak, W., Miller, R., Cazares, J.A., Hale Jr, H.C., Seabrook, P.T., 2001. Removal and reuse of hardened concrete. Retrieved from.
- Laneyrie, C., 2014. Valorisation des déchets de chantiers du BTP: comportement à haute température des béton des granulats recyclés (Thèse de doctorat). Université de Cergy Pontoise.
- Le Guyader, C., Colin, F., 2012. Enquete (Dragage2009), Analyse de données.pdf [WWW Document]. <http://www.eau-mer-fleuves.cerema.fr>. URL (accessed 4.1.16).
- Lim, C.-H., Yoon, Y.-S., Kim, J.-H., 2004. Genetic algorithm in mix proportioning of high-performance concrete. *Cement and Concrete Research* 34, 409–420. doi:10.1016/j.cemconres.2003.08.018
- LOI n° 2015-992 du 17 août 2015 relative à la transition énergétique pour la croissance verte, 2015. , 2015-992.
- Madár, J., Abonyi, J., Szeifert, F., 2005. Genetic Programming for the Identification of Nonlinear Input–Output Models. *Ind. Eng. Chem. Res.* 44, 3178–3186. doi:10.1021/ie049626e
- Magniont, C., 2010. Contribution à la formulation et à la caractérisation d'un écomatériau de construction à base d'agroressources (Thèse de doctorat). Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier.
- Maruyama, I., Noguchi, T., Kanematsu, M., n.d. Optimization of the Concrete Mix Proportions Centered on Fresh Properties through the Genetic Algorithm. Department of Architecture, Graduate School of Engineering, University of Tokyo, ippei@ bme. arch. tu-tokyo. ac. jp 1–13.
- Mathias, V., 2005. Recyclage des fraisats d'enrobés dans les bétons hydrauliques routiers. Etudes et recherches des Laboratoires des ponts et chaussées. Série Chaussées 38, 227 p.
- Mekerta, B., Semcha, A., Sadok, A., Guessas, H., Rahmani, M.C., 2016. Moyens de lutte contre la prediction de l'envasement des retenues de barrages d'Ouizert, Bouhanifia et

- Fergoug. Presented at the 5th International Symposium on Sediment Management du 10 au 13 juillet 2016, Montreal- Canada.
- Mines Douai., 2014. Enregistrement vidéo de présentation de la chaire industrielle de recherche ECOSED, <https://www.youtube.com/watch?v=BQv09JaoQhY>.
- Miraoui, M., 2010. Prétraitement et traitement des sédiments de dragage en vue d'une valorisation dans le génie civil (Thèse de doctorat). Université de Lille 1.
- Muraz, L., 2015. Valorisation de scories cristallines dans le béton de ciment.
- OCDE, O. de C. et de D.E., 1977. Utilisation des déchets et sous-produits en technique routière Système d'archivage DSpace/Manakin (Rapport préparé pour un groupe de recherche routière de l'OCDE).
- Padmini, A.K., Ramamurthy, K., Mathews, M.S., 2009. Influence of parent concrete on the properties of recycled aggregate concrete. *Construction and Building Materials* 23, 829–836.
- Park, W., 2013. Genetic-Algorithm-Based Mix Proportion Design Method For Recycled Aggregate Concrete. *Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering* 37, 345–354.
- Rainer, L., Rivera, A.B., Gandreau, D., 2008. , in: *Proceedings of The 10th International Conference on the Study and Conservation of Earthen Architectural Heritage*. Getty Publications, p. 438.
- Rakotoarisoa, Z., 2003. Prédiction du comportement environnemental des résidus de procédés thermiques (RPT) utilisés comme matériaux de travaux publics (Thèse de doctorat). INSA de Lyon.
- Ramaroson, J., 2008. Calcination des Sédiments de Dragage Contaminés. Etudes des Propriétés Physico-chimiques (Thèse de doctorat). L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Albi, France.
- Rao, A., Jha, K.N., Misra, S., 2007. Use of aggregates from recycled construction and demolition waste in concrete. *Resources, conservation and Recycling* 50, 71–81.
- Raouf, A., 2013. Valorisation et caractérisation de la durabilité d'un matériau routier et d'un béton à base de sédiments de dragage (Thèse de doctorat). Univeristé de sherbrook & Ecole des Mines de Douai.
- Ravisankar, P., Ravi, V., Bose, I., 2010. Failure prediction of dotcom companies using neural network–genetic programming hybrids. *Information Sciences* 180, 1257–1267. doi:10.1016/j.ins.2009.12.022
- Sadok, A., 2016. Méthode de formulation d'un BHP par des Algorithmes Génétique et Programmation Génétique. Presented at the *Rencontres Universitaires de Génie Civil* 26 au 29 Mai 2016, Liège-Belgique.
- Sadok, A., 2013a. Maintenance du barrage de Ouizert dans la gestion des sédiments d'envasement et dans la réalisation d'une barrière passive d'un Centre de stockage de déchets (Thèse de magistère). L'Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technologique d'Oran, Oran, Algérie.
- Sadok, A., 2013b. Valoriser les sédiments d'envasement du barrage d'Ouizert (Algérie). *Recyclage & Valorisation* N°41, 71.
- Sadok, A., 2013c. Valorisation des sédiments d'envasement du barrage de Ouizert (Algérie) dans la réalisation d'une barrière passive d'un centre de stockage de déchets. *Mines & Carrières Hors série*, 108–115.
- Sadok, A., Mekerta, B., 2013. Matériaux écologique pour le confinement des déchets. Presented at the *International Congress on Materials & Structural Stability-CMSS* du 27 au 30 Novembre 2013, Rabat, Morocco.

- Sadok, A., Mekerta, B., 2012. Valorisation des sédiments dans un Centre de Stockage des déchets. Presented at the Séminaire de la Technologie Spécialité Génie Civil -STSGC du 16 Mai 2012, Centre universitaire de Témouchent, Algérie.
- Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.-E., 2016a. Determination of water demand of dredged sediment in concrete formulations. Presented at the 5th International Symposium on Sediment Management 10 au 13 juillet 2016, Montreal- Canada.
- Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.-E., 2016b. Genetic programming for granular compactness modelling. *European Journal of Environmental and Civil Engineering* 1–13.
- Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.-E., 2016c. L'état Saturé Surface Humide (SSH) des matériaux fins ou a dominance fine dans les formulations de béton. *Revue Paralia, XIVèmes Journées Nationales Génie Côtier – Génie Civil Vol 14*.
- Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.E., 2016d. Mix design of high-performance concrete by Applying the Genetic Algorithm and Genetic Programming. Submitted to *Engineering Applications of Artificial Intelligence*.
- Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.E., 2014. Design method of civil engineering materials with evolutionary algorithm. Presented at the 4 th International Symposium on Sediment management CD 17-19 september 2014, Ferrara, Italy, p. 128.
- Schaffer, J.D., 1985. Some experiments in machine learning using vector evaluated genetic algorithms (Thèse de doctorat). Université de Vanderbilt , Nashville, TN (USA).
- Sebaibi, N., 2010. Valorisation des composites thermdurçissables issus du recyclage dans une matrice cimentaire: application aux bétons a ultra-haute performance (Thèse de doctorat). Université d'Artois.
- Sedran, T., 1999. Rhéologie et rhéométrie des bétons. Application aux bétons autonivelants (Thèse de doctorat). l'Ecole Nationale des Ponts et Chaussées.
- Sedran, T., de Larrard, F., 1994. RENE-LCPC—Un logiciel pour optimiser la granularité des matériaux de Génie Civil. *Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées* 194, 87–93.
- Semcha, A., 2006. Valorisation des sédiments de dragage : Applications dans le BTP, cas du barrage de Fergoug (Thèse de doctorat). Université de Reims.
- Simonin, F., 2000. Comportement thermomécanique de bétons réfractaires alumineux contenant du spinelle de magnésium (Thèse de doctorat). INSA, Lyon.
- Smolczyk, H., 1978. L'emploi du ciment de laitier de haut fourneau dans le béton arme et le béton précontraint (Partie 3). *REV METALL* Vol 5.
- Srinivas, N., Deb, K., 1994. Muultiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary computation* 2, 221–248.
- Thanh, T.N., 2009. Valorisation de sédiments marins et fluviaux en technique routière (Thèse de doctorat). Université de Sherbrooke.
- Waligora, J., 2008. Obtention de granulats stables de laitier d'aciérie de conversion LD pour une utilisation en technique routière: étude appliquée au site d'ArcelorMittal Dunkerque (Thèse de doctorat). Université de Lille 1.
- Wikipédia, 2016. Développement durable. Wikipédia.
- Wirquin, E., Hadjieva-Zaharieva, R., Buyle-Bodin, F., 2000. Utilisation de l'absorption d'eau des bétons comme critères de leur durabilité—Application aux bétons de granulats recyclés. *Materials and structures* 33, 403–408.
- Yamine, J., Chaouche, M., Guerinet, M., Moranville, M., Roussel, N., 2008. From ordinary rheology concrete to self compacting concrete: A transition between frictional and hydrodynamic interactions. *Cement and Concrete Research* 38, 890–896. doi:10.1016/j.cemconres.2008.03.011

- Zentar, R., Sadok, A., Abriak, N.-E., 2016. Packing density of fine and sandy materials, Experimental and Modeling approaches. Presented at the 5th International Symposium on Sediment Management 10 au 13 juillet 2016, Montreal- Canada.
- Zhao, Z., 2014. Valorisation des sables de béton recyclé pour la fabrication de mortiers (Thèse de doctorat). Université de Lille 1.
- Zitzler, E., Thiele, L., 1999. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. *evolutionary computation*, IEEE transactions on 3, 257–271.
- Zri, A., 2010. Mise en place d'une nouvelle approche de formulation d'une matrice cimentaire à base de sable de dragage: application aux bétons de sables et granulats (Thèse de doctorat). Université de Lille 1.
- Zri, A., Abriak, N.-E., Zentar, R., 2009. Etude comparative du comportement physico-mécanique d'un sédiment pollué et non pollué. *Déchets Sciences et Techniques* 13–19.

Annexes

Annexes 1 : Base de données des Bétons à Hautes Performances utilisée.

C.-H. Lim et al. / Cement and Concrete Research 34 (2004) 409-420

Table 9
Tested mixtures (40-80 MPa)

| Number | f'_c (MPa) | Slump (mm) | W/B (%) | W (kg/m ³) | s/a (%) | FA (%) | AE (kg/m ³) | SP (kg/m ³) |
|--------|-----------------|---------------|------------|---------------------------|------------|-----------|----------------------------|----------------------------|
| 1 | 74 | 215 | 30 | 160 | 48 | 10 | 0.069 | 8.00 |
| 2 | 74 | 245 | 30 | 160 | 48 | 20 | 0.069 | 8.00 |
| 3 | 71 | 200 | 30 | 160 | 46 | 0 | 0.069 | 8.00 |
| 4 | 72 | 210 | 30 | 160 | 45 | 10 | 0.069 | 8.00 |
| 5 | 69 | 205 | 30 | 160 | 44 | 20 | 0.069 | 8.00 |
| 6 | 69 | 240 | 30 | 160 | 42 | 0 | 0.069 | 8.00 |
| 7 | 68 | 210 | 30 | 160 | 42 | 10 | 0.069 | 8.00 |
| 8 | 65 | 225 | 30 | 160 | 41 | 20 | 0.069 | 8.00 |
| 9 | 66 | 210 | 30 | 170 | 47 | 0 | 0.074 | 8.50 |
| 10 | 66 | 260 | 30 | 170 | 46 | 20 | 0.074 | 8.50 |
| 11 | 65 | 225 | 30 | 170 | 44 | 0 | 0.074 | 8.50 |
| 12 | 65 | 205 | 30 | 170 | 43 | 10 | 0.074 | 8.50 |
| 13 | 63 | 200 | 30 | 170 | 42 | 20 | 0.074 | 8.50 |
| 14 | 64 | 245 | 30 | 170 | 41 | 0 | 0.074 | 8.50 |
| 15 | 63 | 225 | 30 | 170 | 40 | 10 | 0.074 | 8.50 |
| 16 | 63 | 260 | 30 | 170 | 39 | 20 | 0.074 | 8.50 |
| 17 | 61 | 220 | 30 | 180 | 45 | 0 | 0.078 | 7.50 |
| 18 | 62 | 195 | 30 | 180 | 44 | 10 | 0.078 | 7.50 |
| 19 | 62 | 250 | 30 | 180 | 44 | 20 | 0.078 | 7.50 |
| 20 | 62 | 210 | 30 | 180 | 42 | 0 | 0.078 | 7.50 |
| 21 | 61 | 210 | 30 | 180 | 41 | 10 | 0.078 | 7.50 |
| 22 | 58 | 200 | 30 | 180 | 40 | 20 | 0.078 | 7.50 |
| 23 | 61 | 225 | 30 | 180 | 38 | 0 | 0.078 | 7.50 |
| 24 | 61 | 210 | 30 | 180 | 38 | 10 | 0.078 | 7.50 |
| 25 | 61 | 240 | 30 | 180 | 37 | 20 | 0.078 | 7.50 |
| 26 | 63 | 145 | 35 | 160 | 51 | 0 | 0.059 | 5.71 |
| 27 | 63 | 250 | 35 | 160 | 50 | 10 | 0.059 | 5.71 |
| 28 | 62 | 240 | 35 | 160 | 50 | 20 | 0.059 | 5.71 |
| 29 | 63 | 175 | 35 | 160 | 48 | 0 | 0.059 | 5.71 |
| 30 | 63 | 195 | 35 | 160 | 47 | 10 | 0.059 | 5.71 |
| 31 | 59 | 245 | 35 | 160 | 47 | 20 | 0.059 | 5.71 |
| 32 | 63 | 185 | 35 | 160 | 45 | 0 | 0.059 | 5.71 |
| 33 | 62 | 230 | 35 | 160 | 44 | 10 | 0.059 | 5.71 |
| 34 | 59 | 240 | 35 | 160 | 43 | 20 | 0.059 | 5.71 |
| 35 | 60 | 195 | 35 | 170 | 49 | 0 | 0.063 | 4.86 |
| 36 | 58 | 225 | 35 | 170 | 49 | 10 | 0.063 | 4.86 |
| 37 | 56 | 200 | 35 | 170 | 48 | 20 | 0.063 | 4.86 |
| 38 | 59 | 195 | 35 | 170 | 46 | 0 | 0.063 | 4.86 |
| 39 | 58 | 240 | 35 | 170 | 45 | 10 | 0.063 | 4.86 |
| 40 | 58 | 225 | 35 | 170 | 45 | 20 | 0.063 | 4.86 |
| 41 | 57 | 220 | 35 | 170 | 43 | 0 | 0.063 | 4.86 |
| 42 | 55 | 225 | 35 | 170 | 42 | 20 | 0.063 | 4.86 |
| 43 | 55 | 195 | 35 | 180 | 48 | 0 | 0.067 | 3.86 |
| 44 | 54 | 195 | 35 | 180 | 47 | 10 | 0.067 | 3.86 |
| 45 | 52 | 200 | 35 | 180 | 46 | 20 | 0.067 | 3.86 |
| 46 | 56 | 150 | 35 | 180 | 44 | 0 | 0.067 | 3.86 |
| 47 | 51 | 190 | 35 | 180 | 44 | 10 | 0.067 | 3.86 |
| 48 | 48 | 170 | 35 | 180 | 43 | 20 | 0.067 | 3.86 |
| 49 | 53 | 190 | 35 | 180 | 41 | 0 | 0.067 | 3.86 |
| 50 | 46 | 220 | 35 | 180 | 40 | 10 | 0.067 | 5.14 |
| 51 | 48 | 210 | 35 | 180 | 40 | 20 | 0.067 | 5.14 |
| 52 | 51 | 170 | 40 | 160 | 52 | 0 | 0.040 | 4.00 |
| 53 | 49 | 95 | 40 | 160 | 52 | 10 | 0.040 | 2.57 |
| 54 | 49 | 220 | 40 | 160 | 51 | 20 | 0.040 | 4.00 |
| 55 | 50 | 210 | 40 | 160 | 49 | 0 | 0.040 | 4.00 |
| 56 | 49 | 205 | 40 | 160 | 49 | 10 | 0.040 | 4.00 |
| 57 | 49 | 220 | 40 | 160 | 48 | 20 | 0.040 | 4.00 |
| 58 | 50 | 230 | 40 | 160 | 46 | 0 | 0.040 | 4.00 |
| 59 | 49 | 195 | 40 | 160 | 46 | 10 | 0.040 | 4.00 |
| 60 | 47 | 210 | 40 | 160 | 45 | 20 | 0.040 | 4.00 |
| 61 | 49 | 205 | 40 | 170 | 51 | 0 | 0.043 | 2.13 |
| 62 | 48 | 195 | 40 | 170 | 50 | 10 | 0.043 | 2.13 |

Table 9 (continued)

| Number | f'_c (MPa) | Slump (mm) | W/B (%) | W (kg/m ³) | s/a (%) | FA (%) | AE (kg/m ³) | SP (kg/m ³) |
|--------|-----------------|---------------|------------|---------------------------|------------|-----------|----------------------------|----------------------------|
| 63 | 46 | 175 | 40 | 170 | 50 | 20 | 0.043 | 2.13 |
| 64 | 47 | 190 | 40 | 170 | 48 | 0 | 0.043 | 2.13 |
| 65 | 47 | 195 | 40 | 170 | 47 | 10 | 0.043 | 2.13 |
| 66 | 46 | 195 | 40 | 170 | 47 | 20 | 0.043 | 2.13 |
| 67 | 47 | 170 | 40 | 170 | 45 | 0 | 0.043 | 2.13 |
| 68 | 46 | 200 | 40 | 170 | 44 | 10 | 0.043 | 2.13 |
| 69 | 44 | 180 | 40 | 170 | 44 | 20 | 0.043 | 2.13 |
| 70 | 45 | 210 | 40 | 180 | 49 | 0 | 0.045 | 2.25 |
| 71 | 44 | 205 | 40 | 180 | 49 | 10 | 0.045 | 2.25 |
| 72 | 43 | 205 | 40 | 180 | 48 | 20 | 0.045 | 2.25 |
| 73 | 45 | 210 | 40 | 180 | 46 | 0 | 0.045 | 2.25 |
| 74 | 44 | 200 | 40 | 180 | 46 | 10 | 0.045 | 2.25 |
| 75 | 44 | 210 | 40 | 180 | 45 | 20 | 0.045 | 2.25 |
| 76 | 44 | 220 | 40 | 180 | 43 | 0 | 0.045 | 2.25 |
| 77 | 42 | 195 | 40 | 180 | 42 | 10 | 0.045 | 2.25 |
| 78 | 43 | 220 | 40 | 180 | 42 | 20 | 0.045 | 2.25 |
| 79 | 47 | 180 | 45 | 160 | 53 | 0 | 0.036 | 3.56 |
| 80 | 46 | 140 | 45 | 160 | 53 | 10 | 0.036 | 3.56 |
| 81 | 45 | 130 | 45 | 160 | 52 | 20 | 0.036 | 3.56 |
| 82 | 45 | 160 | 45 | 160 | 50 | 0 | 0.036 | 3.56 |
| 83 | 43 | 160 | 45 | 160 | 50 | 10 | 0.036 | 3.56 |
| 84 | 45 | 170 | 45 | 160 | 49 | 20 | 0.036 | 3.56 |
| 85 | 44 | 120 | 45 | 160 | 47 | 0 | 0.036 | 3.56 |
| 86 | 43 | 160 | 45 | 160 | 47 | 10 | 0.036 | 3.56 |
| 87 | 44 | 200 | 45 | 160 | 46 | 20 | 0.036 | 3.56 |
| 88 | 46 | 175 | 45 | 170 | 52 | 0 | 0.038 | 1.89 |
| 89 | 42 | 130 | 45 | 170 | 51 | 10 | 0.038 | 1.89 |
| 90 | 42 | 100 | 45 | 170 | 51 | 20 | 0.038 | 1.89 |
| 91 | 43 | 190 | 45 | 170 | 49 | 0 | 0.038 | 1.89 |
| 92 | 42 | 165 | 45 | 170 | 48 | 10 | 0.038 | 1.89 |
| 93 | 42 | 190 | 45 | 170 | 48 | 20 | 0.038 | 1.89 |
| 94 | 43 | 200 | 45 | 170 | 46 | 0 | 0.038 | 1.89 |
| 95 | 42 | 185 | 45 | 170 | 45 | 10 | 0.038 | 1.89 |
| 96 | 42 | 180 | 45 | 170 | 45 | 20 | 0.038 | 1.89 |
| 97 | 42 | 230 | 45 | 180 | 51 | 0 | 0.040 | 2.00 |
| 98 | 42 | 210 | 45 | 180 | 50 | 10 | 0.040 | 2.00 |
| 99 | 41 | 175 | 45 | 180 | 50 | 20 | 0.040 | 2.00 |
| 100 | 42 | 170 | 45 | 180 | 47 | 0 | 0.040 | 2.00 |
| 101 | 41 | 185 | 45 | 180 | 47 | 20 | 0.040 | 2.00 |
| 102 | 43 | 175 | 45 | 180 | 44 | 0 | 0.040 | 2.00 |
| 103 | 40 | 220 | 45 | 180 | 44 | 10 | 0.040 | 2.00 |
| 104 | 38 | 170 | 45 | 180 | 43 | 20 | 0.040 | 2.00 |

Annexes 2 : Base de données développée des mortiers.

| C (gr) | E/C (%) | F/S (%) | S (gr) | Rc28 (MPa) | Rf28 (MPa) | Maniabilité (S) |
|--------|---------|---------|--------|------------|------------|-----------------|
| 450 | 40 | 0 | 1350 | 40,43 | 7,96 | 55 |
| 450 | 40 | 0 | 1350 | 36,94 | 7,59 | 55 |
| 450 | 40 | 0 | 1350 | 42,18 | 8,35 | 55 |
| 450 | 50 | 0 | 1350 | 48,64 | 9,79 | 8 |
| 450 | 50 | 0 | 1350 | 48,61 | 8,4 | 8 |
| 450 | 50 | 0 | 1350 | 46,76 | 8,66 | 8 |
| 450 | 60 | 0 | 1350 | 43,07 | 9,07 | 3 |
| 450 | 60 | 0 | 1350 | 41,38 | 9,99 | 3 |
| 450 | 60 | 0 | 1350 | 43,36 | 9,2 | 3 |
| 450 | 70 | 0 | 1350 | 29,93 | 7,05 | 1 |
| 450 | 70 | 0 | 1350 | 28,26 | 8,04 | 1 |
| 450 | 70 | 0 | 1350 | 29,67 | 8,98 | 1 |
| 400 | 40 | 0 | 1350 | 11,84 | 2,31 | 32 |
| 400 | 40 | 0 | 1350 | 10,22 | 3,03 | 32 |
| 400 | 40 | 0 | 1350 | 11,4 | 2,74 | 32 |
| 400 | 50 | 0 | 1350 | 56,35 | 8,9 | 10 |
| 400 | 50 | 0 | 1350 | 55,03 | 9,2 | 10 |
| 400 | 50 | 0 | 1350 | 54,79 | 8,47 | 10 |
| 400 | 60 | 0 | 1350 | 42,34 | 7,29 | 2 |
| 400 | 60 | 0 | 1350 | 42,17 | 7,47 | 2 |
| 400 | 60 | 0 | 1350 | 42,34 | 8,35 | 2 |
| 400 | 70 | 0 | 1350 | 38,15 | 6,77 | 1 |
| 400 | 70 | 0 | 1350 | 39,43 | 7 | 1 |
| 400 | 70 | 0 | 1350 | 38,99 | 7 | 1 |
| 450 | 40 | 5 | 1350 | 13,62 | 2,13 | 52 |
| 450 | 40 | 5 | 1350 | 14,18 | 2,93 | 52 |
| 450 | 40 | 5 | 1350 | 14,1 | 2,61 | 52 |
| 450 | 50 | 5 | 1350 | 53,26 | 8,96 | 7 |
| 450 | 50 | 5 | 1350 | 51,33 | 5,87 | 7 |
| 450 | 50 | 5 | 1350 | 50,03 | 6,83 | 7 |
| 400 | 60 | 5 | 1350 | 49,6 | 9 | 3 |
| 400 | 60 | 5 | 1350 | 48,06 | 9 | 3 |
| 400 | 60 | 5 | 1350 | 46,62 | 9 | 3 |
| 400 | 70 | 5 | 1350 | 42,34 | 8 | 1 |
| 400 | 70 | 5 | 1350 | 43,66 | 8 | 1 |
| 400 | 70 | 5 | 1350 | 41,3 | 8 | 1 |
| 450 | 40 | 10 | 1350 | 8,08 | 2,38 | 57 |
| 450 | 40 | 10 | 1350 | 10,99 | 2 | 57 |
| 450 | 40 | 10 | 1350 | 11,51 | 2,38 | 57 |
| 450 | 50 | 10 | 1350 | 49,89 | 10,5 | 21 |
| 450 | 50 | 10 | 1350 | 49,3 | 10,15 | 21 |
| 450 | 50 | 10 | 1350 | 49,3 | 10,84 | 21 |
| 400 | 60 | 10 | 1350 | 50,3 | 7,83 | 11 |
| 400 | 60 | 10 | 1350 | 50,46 | 7,07 | 11 |
| 400 | 60 | 10 | 1350 | 50,23 | 6,44 | 11 |
| 400 | 70 | 10 | 1350 | 48,15 | 7,37 | 3 |
| 400 | 70 | 10 | 1350 | 47,4 | 6,68 | 3 |
| 400 | 70 | 10 | 1350 | 47,7 | 6,68 | 3 |
| 450 | 40 | 15 | 1350 | 7,3 | 0,84 | 85 |
| 450 | 40 | 15 | 1350 | 6,46 | 1,21 | 85 |
| 450 | 40 | 15 | 1350 | 6,4 | 1,21 | 85 |
| 450 | 50 | 15 | 1350 | 51,32 | 7,3 | 43 |
| 450 | 50 | 15 | 1350 | 50,74 | 8,03 | 43 |
| 450 | 50 | 15 | 1350 | 49,94 | 8,03 | 43 |
| 400 | 60 | 15 | 1350 | 42,81 | 8,75 | 11 |
| 400 | 60 | 15 | 1350 | 40,39 | 9,01 | 11 |
| 400 | 60 | 15 | 1350 | 41,93 | 8,76 | 11 |
| 400 | 60 | 10 | 1350 | 45,61 | 9,17 | 11 |
| 400 | 60 | 10 | 1350 | 45,4 | 10,06 | 11 |
| 400 | 60 | 10 | 1350 | 46,49 | 8,79 | 11 |
| 400 | 70 | 15 | 1350 | 33,37 | 8,83 | 3 |
| 400 | 70 | 15 | 1350 | 34,99 | 8,23 | 3 |
| 400 | 70 | 15 | 1350 | 37,46 | 8,77 | 3 |
| 400 | 40 | 20 | 1350 | 5,61 | 2,32 | 97 |
| 400 | 40 | 20 | 1350 | 5,06 | 2,48 | 97 |
| 400 | 40 | 20 | 1350 | 4,12 | 2,02 | 97 |
| 400 | 50 | 20 | 1350 | 15,19 | 5,57 | 58 |
| 400 | 50 | 20 | 1350 | 18,8 | 5,29 | 58 |
| 400 | 50 | 20 | 1350 | 15,78 | 4,44 | 58 |
| 450 | 60 | 20 | 1350 | 39,81 | 8,7 | 14 |
| 450 | 60 | 20 | 1350 | 37,5 | 9,53 | 14 |

| | | | | | | |
|-----|------|----|------|-------|------|-----|
| 450 | 60 | 20 | 1350 | 39,81 | 9,42 | 14 |
| 450 | 70 | 20 | 1350 | 35,71 | 9,57 | 2 |
| 450 | 70 | 20 | 1350 | 34,73 | 8,58 | 2 |
| 450 | 70 | 20 | 1350 | 35,71 | 8,71 | 2 |
| 400 | 40 | 30 | 1350 | 3,03 | 1,52 | 122 |
| 400 | 40 | 30 | 1350 | 1,87 | 1,52 | 122 |
| 400 | 40 | 30 | 1350 | 2,4 | 1,52 | 122 |
| 400 | 50 | 30 | 1350 | 7,83 | 1,84 | 103 |
| 400 | 50 | 30 | 1350 | 5,76 | 1,84 | 103 |
| 400 | 50 | 30 | 1350 | 8,41 | 1,84 | 103 |
| 450 | 60 | 30 | 1350 | 34,42 | 9,04 | 71 |
| 450 | 60 | 30 | 1350 | 35,63 | 7,83 | 71 |
| 450 | 60 | 30 | 1350 | 35,4 | 9,16 | 71 |
| 450 | 70 | 30 | 1350 | 22,48 | 5,72 | 71 |
| 450 | 70 | 30 | 1350 | 19,15 | 5,86 | 13 |
| 450 | 70 | 30 | 1350 | 20,88 | 5,72 | 13 |
| 400 | 40 | 40 | 1350 | 2,11 | 1 | 300 |
| 400 | 40 | 40 | 1350 | 1,52 | 1 | 300 |
| 400 | 40 | 40 | 1350 | 2,11 | 1 | 300 |
| 400 | 50 | 40 | 1350 | 2,44 | 1 | 187 |
| 400 | 50 | 40 | 1350 | 2,44 | 1 | 187 |
| 400 | 50 | 40 | 1350 | 2,44 | 1 | 187 |
| 450 | 60 | 40 | 1350 | 30,5 | 7,84 | 126 |
| 450 | 60 | 40 | 1350 | 30,19 | 8,29 | 126 |
| 450 | 60 | 40 | 1350 | 30,44 | 7,34 | 126 |
| 450 | 57,4 | 32 | 1350 | 41,83 | 7,07 | 5 |
| 450 | 57,4 | 32 | 1350 | 42,21 | 8,24 | 5 |
| 450 | 57,4 | 32 | 1350 | 39,95 | 6,97 | 5 |

Publications dans le même domaine

Articles de Journaux & Revues à comité de lecture

Sadok, A., Zentar, R., and Abriak, N.-E. (2016). Genetic programming for granular compactness modelling. *European Journal of Environmental and Civil Engineering* 1–13. (Impact Factor: 0,636)

Sadok, A., Zentar, R., and Abriak, N.-E. (2016). L'état Saturé Surface Humide (SSH) des matériaux fins ou a dominance fine dans les formulations de béton. *Revue Paralia* 14.

Sadok, A., Zentar, R., and Abriak, N.-E. (2016). Design of high-performance concrete mixture using the Genetic Algorithm and Genetic Programming. Submitted to *Advances in Engineering Software*. (Impact Factor: 1,673)

Sadok, A. (2013). Valoriser les sédiments d'envasement du barrage d'Ouizert (Algérie). *Recyclage & Valorisation* N°41, 71.

Sadok, A. (2013). Valorisation des sédiments d'envasement du barrage de Ouizert (Algérie) dans la réalisation d'une barrière passive d'un centre de stockage de déchets. *Mines & Carrières Hors série*, 108–115.

Congrès & Séminaires

Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.-E., 2016. Determination of water demand of dredged sediment in concrete formulations. Presented at the 5th International Symposium on Sediment Management 10 au 13 juillet 2016, Montreal- Canada.

Zentar, R., Sadok, A., Abriak, N.-E., 2016. Packing density of fine and sandy materials, Experimental and Modeling approaches. Presented at the 5th International Symposium on Sediment Management 10 au 13 juillet 2016, Montreal- Canada.

Mekerta, B., Semcha, A., Sadok, A., Guessas, H., Rahmani, M.C., 2016. Moyens de lutte contre la prediction de l'envasement des retenues de barrages d'Ouizert, Bouhanifia et Fergoug. Presented at the 5th International Symposium on Sediment Management du 10 au 13 juillet 2016, Montreal- Canada.

Sadok, A., 2016. Méthode de formulation d'un BHP par des Algorithmes Génétique et Programmation Génétique. Presented at the Rencontres Universitaires de Génie Civil 26 au 29 Mai 2016, Liège-Belgique.

Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.E., 2015. The optimization of the concrete granular compacity by machine learning approaches. Presented at the 9th International SedNet conference, Solving societal challenges: working with sediments 23-26 September 2015, Krakow, Poland.

Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.E., 2015. Modélisation de la compacité granulaire par une approche d'Apprentissage Automatique. Presented at the 33ÈMES Rencontres Universitaires de Génie Civil du 27 au 29 mai 2015, Bayonne-France.

Benhamou, Y., Ameer, M., Mekerta, B., Kazi Aoual, F., Sadok, A., 2015. Pathologie des sols dans la région de Saida. Presented at the 3ème Colloque International, Les sols non saturés :du grain à l'ouvrage UNSAT Batna du 16 et 17 novembre 2015, Batna, Algérie.

Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.E., 2014. Design method of civil engineering materials with evolutionary algorithm. Presented at the 4 th International Symposium on Sediment management CD 17-19 september 2014, Ferrara, Italy, p. 128.

Rahmani, M.C., Mekerta, B., Allal, A., Sadok, A., 2015. Formulation d'une barrière ouvragée d'un centre de stockage des déchets à partir de matériaux naturels. Presented at the 2ieme édition de la Conférence Internationale Francophone NoMad du 5 et 6 Novembre 2015, Douai, France.

Sadok, A., Zentar, R., Abriak, N.-E., 2016. Formulation des matériaux alternatifs dans les bétons par des approches d'Intelligence Artificielle. Presented at the Séminaire International sur : Les Matériaux locaux et la construction Durable, Adrar, Algérie.

Sadok, A., Mekerta, B., Allal, A., Rahmani, M.C., 2014. Formulation of a compacted clay liner for solid waste landfill from a material of sedimentary origin. Presented at the 4 th International Symposium on Sediment management CD du 17-19 september 2014, Ferrara, Italy, p. 128.

Sadok, A., Mekerta, B., 2013. Matériaux écologique pour le confinement des déchets. Presented at the International Congress on Materials & Structural Stability-CMSS du 27 au 30 Novembre 2013, Rabat, Morocco.

Sadok, A., Mekerta, B., 2012. Valorisation des sédiments de dragage en matériaux de construction. Presented at the 1 er Congrès International du Génie Civil et d'Hydraulique-LGCH du 10et 11 Décembre 2012, Guelma, Algérie.

Sadok, A., Mekerta, B., 2012. Valorisation des sédiments dans un Centre de Stockage des déchets. Presented at the Séminaire de la Technologie Spécialité Génie Civil -STSGC du 16 Mai 2012, Centre universitaire de Témouchent, Algérie.

RESUME

La question environnementale est désormais une préoccupation majeure pour les gouvernements et les industriels. La gestion efficace des déchets s'inscrit dans les actions prioritaires dans une optique d'économie circulaire. Cette gestion efficace préconise en premier lieu la valorisation maximale des déchets. Le domaine du génie civil est particulièrement concerné.

La valorisation des matériaux alternatifs dans le domaine du génie civil connaît un essor important ces dernières années, toutefois cette pratique connaît certaines limites, notamment le manque de réglementation claire et surtout le manque d'outils et méthodes de formulation adaptées et adaptables à l'utilisation des matériaux alternatifs.

Dans ce contexte, le présent travail porte sur la mise en place de méthode de formulation de matériaux de construction à base de sous-produits industriels. Cette méthode hybride basée sur des outils de l'intelligence artificielle, combine les Algorithmes Génétique (AG) comme outils optimisation multiobjectifs et la Programmation Génétique (PG) dans ses deux versions, la PG classique et la MGGP (MultiGène Genetic Programming) comme outils de modélisation des problèmes complexes par Apprentissage Automatique.

La méthode de formulation des matériaux de construction à base de sous produits industriels, proposée dans ce travail a été testée sur deux cas d'étude (la formulation de bétons à hautes performances et la formulation de mortiers à base de matériaux alternatifs ou multi-déchets) et validée par des testes au laboratoire. Les résultats obtenus sont concluants et très prometteurs.

ABSTRACT

The environmental issue has become a major concern for governments and industry. Effective waste management is part of the priority actions in order to achieve a green circular economy. This efficient management imposes first maximum recovery of waste, knowing the large tonnage produced in different sectors. The field of civil engineering is particularly concerned.

The valorization of alternative materials in the field of civil engineering has grown significantly in recent years. However, this practice knows some limitations, including the lack of clear regulations and especially the lack of tools and methods suitable for design of materials including alternatives materials.

In this context, the present work focuses on the development of mix design method of building materials based on industrial by-products. This hybrid method combines the Genetic Algorithms (GA) as multi-objective optimization tools and Genetic Programming (GP) with his two versions, classical GP and MGGP (MultiGene Genetic Programming) as modeling tools for complex problems by Machine Learning approach.

Specific studies were carried out also or these innovative tools, to demonstrates benefits and weaknesses of these tools on these applications in civil engineering.

Finally, this method of formulation of building materials based on industrial sub products proposed in this work was tested on two case studies (design of high performance concrete and mortars made of alternative materials) and validated by the laboratory tests. The results are conclusive and promising to generalize the method to other applications of Civil Engineering.