

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Mémoire de Master

Présenté à l'Université 8 Mai 1945 Guelma

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de : Génie Civil & Hydraulique

Spécialité : Génie Civil

Option : Structures

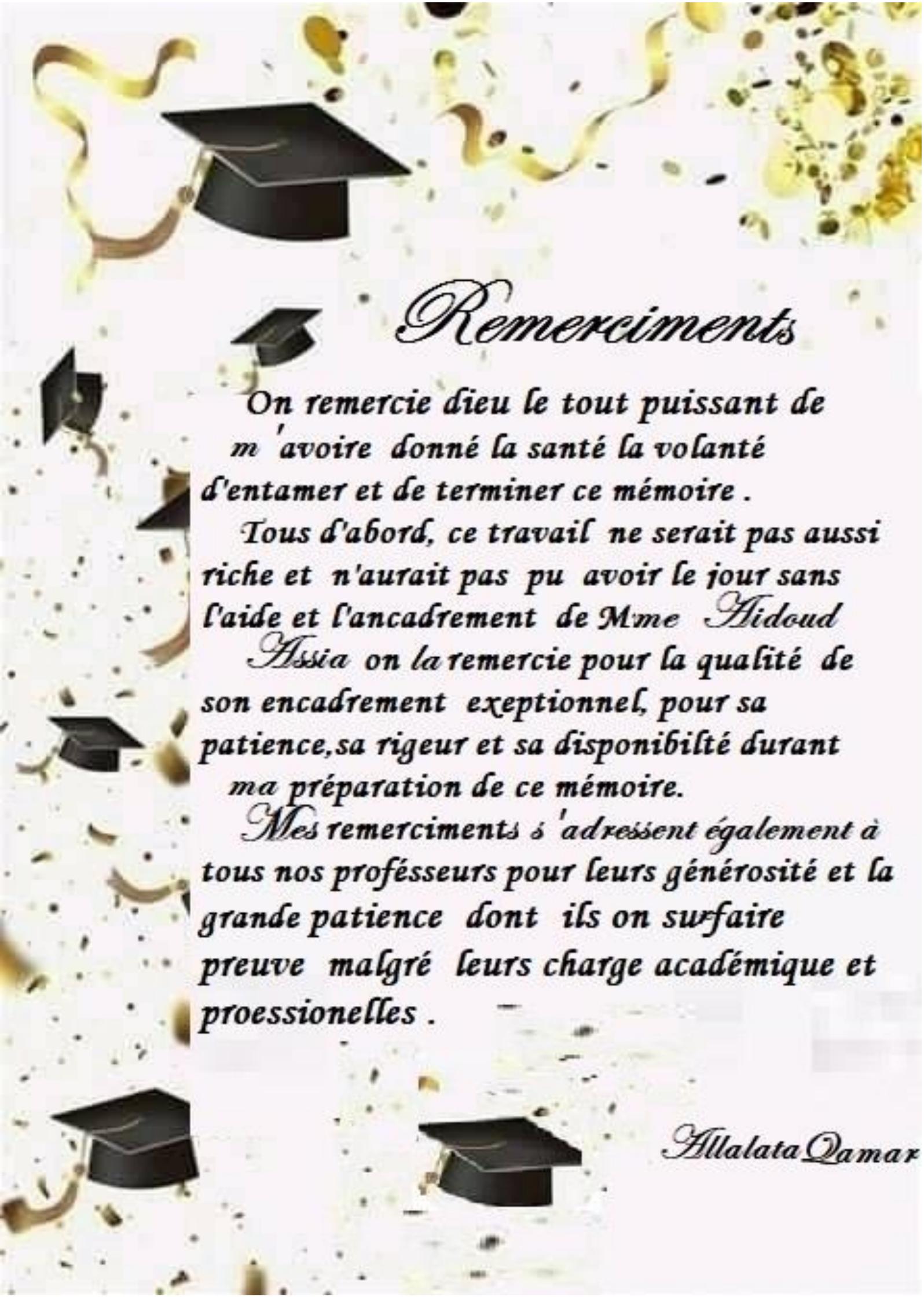
Présenté par :

M^{elle} ALLALATA Qamar

**Thème : L'impact de l'utilisation des plans d'expérience
sur l'optimisation des résultats (applications à un cas
réel).**

Sous la direction de : Dr ; AIDOUD Assia

Juin 2023



Remerciements

On remercie dieu le tout puissant de m'avoire donné la santé la volanté d'entamer et de terminer ce mémoire .

Tous d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir le jour sans l'aide et l'ancadrement de Mme Aidoud Assia on la remercie pour la qualité de son encadrement exeptionnel, pour sa patience, sa rigeur et sa disponibilité durant ma préparation de ce mémoire.

Mes remerciements s'adressent également à tous nos professeurs pour leurs générosité et la grande patience dont ils on surfaire preuve malgré leurs charge académique et proessionelles .

Allalata Qamar

Dédicaces

Je dédie ce modeste mémoire

A mes très chers parents à qui je dois tout, je profite de les remercier pour leur encouragement, leur aide, le soutien qu'ils m'ont apporté et le sacrifice qu'ils ont fait pour moi, que Dieu les protège et les entoure de sa bénédiction

A mes frères : Islam, Anis, Raouf, Abderrazak

A mes soeurs : Malak, SARA, Ahlam, Ilham, Hanane et ces enfants : Tasnim Jana, Ranim

A tous mes enseignants et mes collègues

Un grand merci à mes amis : Soundes, Marwa, Zoubeyda, hanane, Lidya

A toutes les personnes que j'aime et qui m'aime, et tous Ceux qui m'ont aidé de près ou de loin.

Allalata Qamar

Résumé

Les plans d'expériences permettent d'organiser au mieux les essais qui accompagnent une recherche scientifique ou des études industrielles. Ils sont applicables à de nombreuses disciplines. Avec les plans d'expériences on obtient le maximum de renseignements avec le minimum d'expériences. Car on sait que la tendance au développement durable et à la protection de l'environnement est l'un des axes de recherche les plus importants actuellement, que ce soit dans le domaine des matériaux de construction (nouveaux matériaux) ou la possibilité de les utiliser comme ressource de construction. Par conséquent, pour évaluer une telle recherche, nous devons faire de nombreuses expériences, qui à leur tour sont coûteuses et chronophages. Par conséquent, le recours à des plans d'expériences peut être plus efficace et plus rapide pour développer des solutions appropriées.

Ce présent travail a pour objectif l'étude de l'impact de l'utilisation de ces plans d'expérience sur les résultats d'optimisation d'un cas réel, par l'étude de l'effet du choix du type de plan, du modèle et du nombre de réponse et facteur. Les résultats obtenus montrent clairement l'influence de ces choix après la comparaison des réponses prédites aux réponses expérimentales.

Mots clés : optimisation, plans d'expériences, facteur, réponse, recherche, construction.

Abstract

Experimental plans make it possible better organize the tests that accompany scientific research or industrial studies. They are applicable to many disciplines. With the plans of experiments, one obtains the maximum of information with the minimum of experiments. Because we know that, the trend to Ward sustainable development and environmental protection is one of the most important areas of research today, whether in the field of building materials (new materials) or the possibility of using them. As a building resource. Therefore, to evaluate such research, we have to do many experiments, which in turn are expensive and time-consuming. Therefore, the use of DOEs can be more efficient and faster to develop appropriate solutions.

This work aims to study the impact of the use of these experimental designs on the optimization results of a real case, by studying the effect of the choice of the type of design, the model and the response number and factor. The results obtained clearly show the influence of these choices after comparing the predicted responses to the experimental responses.

Keywords: optimization, design of experiments, factor, response, research, construction.

المخلص

تتيح الخطط التجريبية تنظيم الاختبارات المصاحبة للبحث العلمي أو الدراسات الصناعية بشكل أفضل. إنها قابلة للتطبيق على العديد من التخصصات. مع خطط التجارب، يحصل المرء على أقصى قدر من المعلومات مع الحد الأدنى من التجارب. لأننا نعلم أن الاتجاه نحو التنمية المستدامة وحماية البيئة من أهم مجالات البحث اليوم سواء في مجال مواد البناء (مواد جديدة) أو إمكانية استخدامها كمورد بناء. لذلك، لتقييم مثل هذا البحث، يتعين علينا إجراء العديد من التجارب، والتي بدورها تكون باهظة الثمن وتستغرق وقتاً طويلاً. لذلك، يمكن أن يكون استخدام إدارات الطاقة أكثر كفاءة وأسرع لتطوير الحلول المناسبة يهدف هذا العمل إلى دراسة تأثير استخدام هذه التصاميم التجريبية على نتائج التحسين لحالة حقيقية، من خلال دراسة تأثير اختيار نوع التصميم والنموذج ورقم الاستجابة وعاملها. النتائج التي تم الحصول عليها تظهر بوضوح تأثير هذه الاختيارات بعد مقارنة الاستجابات المتوقعة للاستجابات التجريبية

الكلمات المفتاحية: التحسين، تصميم التجارب، العامل، الاستجابة، البحث، البناء

Liste des abréviations

N	facteurs
B	niveaux de variations
Y	réponse
R	le nombre de répétitions
N_f	plan factoriel
N_α	plan en étoile
N₀	essais au centre
RSM	surfaces de réponse
DE	Domaine d'étude
Xi	coordonnées d'un point expérimental
PE	Plan d'expérience
PFC	Plan factoriel complet
Q	composants
FA	Cendres volantes
SP	Superplastifiant
BA	Fibre de basalte
f_{tc7}	développement de la résistance à la flexion
f_{tL7}	Écoulement d'affaissement
f_{tc28}	Limite d'élasticité
f_{tL28}	Résistances à la flexion
f_{cc7}	Résistance à la compression du moulage
f_{cL7}	Résistance à la compression
f_{cc28}	Résistance à la compression des éléments moulés
f_{cL28}	Résistance à la compression des échantillons extrudés

D	La désirabilité
R²	détermination
OSA	des cendres de boues huileuses
W/C	water Absorption
MS	carré moyen
Df	le degré de liberté
SS	la somme des carrés
P	la probabilité
F	valeur statistique de Fisher

LISTE DES FIGURES

CHAPITRE I: GENERALITE SUR LES PLANS D'EXPERIENCES

Figure I.1	Aperçu historique	Page02
Figure I.2	Processus d'une expérience	Page03
Figure I.3	Schéma de la démarche associée à un plan d'expériences	Page04
Figure I.4	Schématisation d'un processus expérimental	Page05
Figure I.5	Les différents types de facteur	Page06
Figure I.6	Le champ de différence du "facteur"	Page07
Figure I.7	Le champ d'un espace expérimental	Page07
Figure I.8	Domaine d'étude	Page08
Figure I.9	Illustration de l'effet global et de l'effet moyen	Page09
Figure I.10	Courbes d'interactions	Page09
Figure I.11	La surface de réponse	Page10
Figure I.12	Représentation géométrique d'un plan à deux facteurs	Page11
Figure I.13	Exemple graphique de prédiction de la réponse	Page13
Figure I.14	Exemple graphique de l'optimisation de la réponse	Page13
Figure I.15	Disposition des points expérimentaux d'un plan 2^3	Page19
Figure I.16	Plan factoriel fractionnaire 2^{3-1}	Page20
Figure I.17	Plan de Koshal pour trois facteurs	Page21
Figure I.18	Plan Carrés latins pour 3 facteurs	Page23
Figure I.19	Plan composite centré à deux facteurs	Page24
Figure I.20	Plan composite centré pour 3 facteurs	Page25
Figure I.21	Illustration du plan de Box-Behnken pour trois facteurs	Page26
Figure I.22	Exemple de deux contraintes géométriques sur un domaine expérimental de plan 2^2	Page27

Figure I.23	Exemples de redéfinition de sous-domaines expérimentaux possibles sous deux contraintes géométriques	Page27
Figure I.24	Valeurs des composants dans un plan de mélange à trois constituants	Page28
Figure I.25	Plan de mélange en réseau (3, 2)	Page28
Figure I.26	Plan de mélange en réseau (3, 2) augmenté	Page29
Figure I.27	Plan de mélange centré à 3 composants	Page30
Figure I.28	Plan de mélange centré à 3 composants (augmenté).	Page30
Figure I.29	Limites inférieures et supérieures dans un plan de mélange contraint.	Page31
CHAPITRE II : ETUDE COMPARATIVE		
Figure II.1	Le diagramme de surface 3D et le tracé de contour de la désirabilité obtenus pour (a, b) Cas 1 et (c, d) Cas 2	Page36
Figure II.2	Profil de prévision des conditions optimales d'élaboration du matériau adsorbant.	Page40
Figure II.3	Diagramme de distribution de probabilité normale résiduelle de contrainte maximale	Page43
Figure II.4	Valeur de pic de contrainte prédite et carte de distribution résiduelle	Page43
Figure II.5	Distribution de la contrainte maximale – mesurée et prédite valeurs	Page43
Figure II.6	Module d'élasticité – prédiction et distribution résiduelle	Page43
Figure II.7	Module d'élasticité - distribution de probabilité normale résiduelle diagramme	Page44
Figure II.8	Distribution de la valeur mesurée par le module élastique et de la valeur prédite carte	Page44
Figure II.9	Interaction de la teneur en granulats grossiers et de la taille maximale des granulats sur la contrainte maximale du béton recyclé. (a) Surface de réponse carte des nuages. (b) Carte de contour	Page44
Figure II.10	Interaction de la teneur en granulats grossiers et de la forme des granulats sur la contrainte maximale du béton recyclé. (a) Nuage de surface de réponse carte. (b) Carte de contour	Page45

Figure II.11	Interaction de la taille maximale des granulats et de la forme des granulats sur la contrainte maximale du béton recyclé : (a) Carte des nuages de la surface de réponse. (b) Carte de contour	Page45
Figure II.12	Interaction de la teneur en gros granulats et de la taille maximale des granulats sur le module d'élasticité du béton recyclé : (a) Réponse carte des nuages de surface. (b) Carte de contour	Page46
Figure II.13	Interaction de la teneur en granulats grossiers et de la forme des granulats sur le module d'élasticité du béton recyclé : (a) Nuage de surface de réponse carte. (b) Carte de contour	Page46
Figure II.14	Interaction de la taille maximale des granulats et de la forme des granulats sur le module d'élasticité du béton recyclé : (a) Carte des nuages de la surface de réponse. (b) Carte de contour	Page47
Figure II.15	Développement de la résistance à la compression du mortier à base de ciment, (a) Graphiques 2-D des courbes de niveau et (b) 3-D diagramme de surface	Page49
Figure II.16	Résistance à la flexion du mortier à base de ciment, (a) Graphiques 2-D des courbes de niveau et (b) 3-D diagramme de surface	Page50
Figure II.17	Absorption de l'eau du mortier à base de ciment, (a) Graphiques 2-D des courbes de niveau et (b) 3-D diagramme de surface	Page50
Figure II.18	Graphique prédit vs réel et normal des résidus pour les variables de sortie	Page52
Figure II.19	La combinaison souhaitable d'OSA avec le rapport eau-ciment	Page53
Figure II.20	Rampes d'optimisation du mortier géopolymère	Page53
CHAPITRE III : L'IMPACT DES PLANS D'EXPERIENCES SUR L'OPTIMISATION DES RESULTATS		
Figure III.1	la désirabilité et les surfaces 3D des deux réponses pour les deux plans	Page61
Figure III.2	la désirabilité des deux réponses et les surfaces 3D de la réponse Rc pour les quatre modèles de RSM	Page67
Figure III.3	la désirabilité et les surfaces 3D de la réponse Rc en fonction du nombre de réponse	Page72

Figure III.4	la désirabilité et les surfaces 3D de la réponse Rc en fonction du choix et du nombre de facteur.	Page81
--------------	---	--------

LISTE DES TABLEAUX		
CHAPITRE I : GENERALITE SUR LES PLANS D'EXPERIENCES		
Tableau I.1	Représentation matricielle d'un plan à deux facteurs	Page 11
Tableau I.2	Guide de sélection d'un plan	Page 15
CHAPITRE II : ETUDE COMPARATIVE		
Tableau II.1	Facteurs et niveaux pris en compte	Page 33
Tableau II.2	Proportions de mélange de mortier (avec valeurs codées)	Page 33
Tableau II.3	Composition simulée du mélange de mortier	Page 34
Tableau II.4	Rapport des valeurs prédites aux valeurs mesurées	Page35
Tableau II.5	Critères et objectifs utilisés pour l'optimisation multi-objectifs	Page 36
Tableau II.6	Domaines expérimentaux des facteurs intervenant dans l'élaboration du charbon actif	Page 37
Tableau II.7	Présentation de la matrice d'expériences selon la notation de YATES	Page 38
Tableau II.8	Résumé de l'ajustement du modèle mathématique postulé	Page 38
Tableau II.9	Analyse de la variance du modèle postulé	Page 39
Tableau II.10	Tableau des niveaux de facteur	Page 41
Tableau II.11	Combinaison de surface de réponse et résultats d'analyse de la contrainte maximale et du module d'élasticité	Page 42
Tableau II.12	Résultats de l'analyse de la surface de réponse	Page 42

Tableau II.13	Résultats de l'optimisation de la conception de la surface de réponse	Page 47
Tableau II.14	Les valeurs non codées et les valeurs codées des différents paramètres	Page 48
Tableau II.15	Les Mélanger des formulations de mortier	Page 49
Tableau II.16	Analyse de variance pour les modèles de réponse	Page 51
Tableau II.17	Validation du modèle	Page 54
CHAPITRE III : L'IMPACT DES PLANS D'EXPERIENCES SUR L'OPTIMISATION DES RESULTATS		
Tableau III.1	Résultats d'une étude réelle	Page 57
Tableau III.2	La variance des deux plans	Page 58
Tableau III.3	Statistique d'ajustement des deux plans	Page59
Tableau III.4	La solution choisie pour les deux plans	Page 61
Tableau III.5	La variance des quatre modèles	Page 62
Tableau III.6	Statistique d'ajustement des quatre modèles	Page 64
Tableau III.7	La solution choisie pour chaque modèle du plan RSM	Page 67
Tableau III.8	La variance du modèle cubique selon le nombre de réponse	Page 69
Tableau III.9	Statistique d'ajustement du modèle cubique selon le nombre de réponse	Page 70
Tableau III.10	La solution choisie en fonction du nombre de réponse	Page 73
Tableau III.11	La variance du modèle cubique selon le nombre de facteur	Page 74
Tableau III.12	Les termes significatifs et non significatifs en fonction du nombre et du choix des facteurs	Page 76
Tableau III.13	Statistique d'ajustement du modèle cubique selon le nombre de facteur	Page 77
Tableau III.14	La solution choisie en fonction du choix et du nombre de facteur	Page81

LISTE DES EQUATIONS

Equation I.1	$N = r * B^n$	Page 18
Equation I.2	$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i x_i + \sum_{i < j} a_{ij} x_i x_j + \epsilon$	Page 20
Equation I.3	$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i x_i + \epsilon$	Page 21
Equation I.4	$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i x_i + \epsilon$	Page 22
Equation I.5	$N = N_f + N_a + N_0$	Page 25
Equation I.6	$Y = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2 + b_{12} X_1 X_2 + b_{11} X_1^2 + b_{22} X_2^2 + \epsilon$	Page 25
Equation I.7	$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_{12} X_1 X_2 + \beta_{11} X_1^2 + \beta_{22} X_2^2 + \epsilon$	Page 27
Equation II .1	$D = (D_1 \times D_2 \times D_3 \times \dots \times D_n)^{1/n}$	Page 35
Equation II .2	$\text{Error (\%)} = \frac{\text{Experimental model} - \text{predicted model}}{\text{Experimental model}} \times 100\%$	Page 54
Equation III.1	$RC = 16,99 + 3,21 DS - 2,38 PLT - 12,65(DS \times PLT) - 11,41(DS \times PLS) - 4,27(PLT \times PLS)$	Page 62
Equation III.2	$RC = 15,75 + 1,92 DS - 4,05 PLT - 1,95 \text{Age} - 14,81(DS \times PLT) + 0,0432(DS \times PLS) - 0,7340(DS \times \text{Age}) - 13,62(PLT \times PLS) + 4,17(PLT \times \text{Age}) + 3,71 \text{Age}^2 - 10,65(DS \times PLT \times PLS) + 0,6081(DS \times PLT \times \text{Age}) - 3,06(DS \times PLS \times \text{Age}) + 2,80(PLT \times PLS \times \text{Age}) - 21,49(DS^2 \times PLT) - 7,13(DS^2 \times PLS) + 4,37(DS \times \text{Age}^2) + 3,16(PLT \times \text{Age}^2) + 3,61 \text{Age}^3$	Page 68
Equation III.3	$Rt/f = 2,22 + 0,2034 DS - 2,89 PLT - 1,55 \text{Age} - 7,75(DS \times PLT) - 2,51(DS \times PLS) - 0,6473(DS \times \text{Age}) - 6,87(PLT \times PLS) + 0,5037(PLT \times \text{Age}) + 0,1647 \text{Age}^2 - 5,24(\text{Age} \times PLT \times PLS) + 0,3509(DS \times PLT \times \text{Age}) - 0,1407(DS \times PLS \times \text{Age}) + 1,20(PLT \times PLS \times \text{Age}) - 4,50(DS^2 \times PLT) - 1,38(DS^2 \times PLS) - 0,4430(DS \times \text{Age}^2) - 0,3955(PLT \times \text{Age}^2) + 1,55 \text{Age}^3$	Page 74
Equation III.4	$W = 10,28 - 1,43 DS - 0,4572 PLT + 1,46 \text{Age} + 1,42(DS \times PLT) + 1,04(DS \times PLS) + 1,97(DS \times \text{Age}) + 2,24(PLT \times PLS) + 1,45(PLT \times \text{Age}) - 0,7643 \text{Age}^2 + 1,65(DS \times PLT \times PLS) + 0,7987(DS \times PLT \times \text{Age}) - 0,1003(DS \times PLS \times \text{Age}) - 1,49(PLT \times PLS \times \text{Age}) + 1,08(DS^2 \times PLT) + 0,5763(DS^2 \times PLS) - 0,4130(DS \times \text{Age}^2) - 0,9502(PLT \times \text{Age}^2) - 0,1265 \text{Age}^3$	Page 82

Sommaire

RESUME

ملخص

ABSTRACT

LISTE DES FIGURES

LISTE DES TABLEAUX

LISTE DES EQUATIONS

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE

CHAPITRE I : GENERALITE SUR LES PLANS D'EXPERIENCES

I.1. Introduction.....	P 01
I.2 Historique.....	P 01
I.3. Notion de base	P 02
I.3.1. Notion de « PLAN ».....	P 02
I.3.2. Notion d'« EXPERIENCE ».....	P 03
I.4. Plan d'expérience	P 03
I.4.1. Définition des plans d'expériences.....	P 03
I.4.2. L'intérêt des plans d'expériences.....	P 04
I.4.3. Définition d'un facteur	P 05
I.4.3.1 Facteur quantitatif.....	P 05
I.4.3.2 Facteur qualitatif.....	P 06
I.4.4. Codage des facteurs	P 06
I.4.5. Domaine d'un facteur.....	P 07
I.4.6. Espace expérimental.....	P 07
I.4.7. Domaine d'étude.....	P 08
I.4.8. Effet d'un facteur.....	P 08
I.4.9. Notion d'interaction.....	P 09
I.4.10. Définition d'une réponse.....	P 09

I.4.10.1. Surfaces de réponse.....	P 10
I.5. Notion sur la représentation des plans d'expérimentation.....	P 10
I.5.1. Représentation géométrique.....	P 10
I.5.2. Représentation matricielle.....	P 11
I.6. Objectif de d'utilisation d'alternatives.....	P 12
I.6.1. Objectif de comparaison d'alternatives.....	P 12
I.6.2. Objectif de criblage.....	P 12
I.6.3. Objectif de modélisation.....	P 12
I.6.3.1. Objectif de prédiction.....	P 12
I.6.3.2. Objectif d'optimisation.....	P 13
I.6.3.3. Objectif d'optimisation multi-réponse (Équilibrer les compromis).....	P13
I.7. <i>Condition d'application des plans d'expériences</i>	P 14
I.8. Les étapes des plans d'expériences.....	P14
I.9. Les principaux types de plans d'expériences.....	P 16
I.9.1. Les plans de criblages.....	P 17
I.9.1.1. Plan factoriel complet (PFC).....	P 17
I.9.2. Les plans pour surface de réponse.....	P 23
I.9.3. Les plans de mélange.....	P 27
I.10. Conclusion.....	P 31

CHAPITRE II : *ETUDE COMPARATIVE*

II.1. Introduction.....	P32
II.2. Analyse des cas réels.....	P32
II.2.1. Caractéristiques rhéologiques et mécaniques.....	P32
II.2.1.1. Modèles de régression et iso-réponse.....	P34
II.2.1.2. Fonctions de désirabilité pour l'optimisation.....	P35
II.2.2. Caractéristiques physiques et mode de traitement.....	P37
II.2.2.1. Modélisation et plan d'expériences.....	P38
II.2.2.2. Validité du modèle mathématique.....	P38
II.2.2.3. Analyse de la variance.....	P39
II.2.3. Caractéristiques mécaniques.....	P40
II.2.3.1. Optimisation et validation de paramètres caractéristiques du	

recyclage granulats de béton.....	P41
II.2.3.2. Test de simulation basé sur le RSM.....	P41
II.2.3.3. Analyse de la surface de réponse.....	P42
II.2.4. Caractéristiques mécaniques et physique.....	P48
II.2.4.1. Résultats.....	P49
II.2.4.2. Interprétation statistique des résultats du test.....	P51
II.2.4.3. Optimisation et validation.....	P52
II.3. Conclusion.....	P55

CHAPITRE III : *L'IMPACT DES PLANS D'EXPERIENCES*

SUR L'OPTIMISATION DES RESULTATS

III.1. Introduction.....	P56
III.2. Explication de la méthode d'étude.....	P56
III.3. Données du cas réel à étudier.....	P56
III.4.1. Effet du plan.....	P58
III.4.1.1. Analyse de la variance : ANOVA.....	P58
III.4.1.2. Statistiques d'ajustement.....	P59
III.4.1.3. Optimisation.....	P60
III.4.1.4. Validation (Comparaison).....	P61
III.4.2. Effet du modèle.....	P62
III.4.2.1. Analyse de la variance : ANOVA.....	P62
III.4.2.2. Statistiques d'ajustement.....	P64
III.4.2.3. Optimisation.....	P66
III.4.2.4. Validation (Comparaison).....	P68
III.4.3. Effet du nombre de réponses.....	P68
III.4.3.1. Analyse de la variance : ANOVA.....	P69
III.4.3.2. Statistiques d'ajustement.....	P70
III.4.3.3. Optimisation.....	P71
III.4.3.4. Validation (Comparaison).....	P74
III.4.4. Effet du nombre de facteurs.....	P74
III.4.4.1. Analyse de la variance : ANOVA.....	P74
III.4.4.2. Statistiques d'ajustement.....	P77

III.4.4.3. Optimisation.....	P79
III.4.4.4. Validation (Comparaison).....	P82
III.5. Conclusion.....	P82
Conclusion Générale et perspectives	
Références Bibliographiques	
ANNEXE	

INTRODUCTION GENERALE

Un plan d'expérience est une approche statistique permettant de maîtriser un problème à plusieurs effectuer c.à.d. c'est une méthode pour planifier ou organiser les expériences scientifiques et industrielles dans le but de retirer l'information correspondante à l'objectif fixé préalablement. Les plans d'expériences sont appliqués dans différents domaines des sciences.

Cette méthode s'appuie sur deux notions essentielles : l'espace expérimental et la modélisation mathématique des grandeurs étudiées. Le but de cette méthode est d'obtenir un maximum d'informations avec un minimum d'expérimentations par rapport à l'objectif que l'on s'est fixé.

La technique des plans d'expériences consiste à faire varier simultanément les niveaux d'un ou plusieurs facteurs (qui sont les variables, discrètes ou continues) à chaque essai. Ceci va permettre de diminuer fortement le nombre d'expériences à réaliser tout en augmentant le nombre de facteurs étudiés, en détectant les interactions entre les facteurs et les optimaux par rapport à une réponse, c'est-à-dire une grandeur utilisée comme critère et en permettant de modéliser facilement les résultats. Le point délicat dans l'utilisation des plans d'expériences sera donc de minimiser le plus possible le nombre d'expériences à mener sans sacrifier la précision des résultats.

Le manuscrit est composé de trois chapitres :

Le **premier chapitre** est une analyse bibliographique consacré à la présentation de la méthode des plans d'expérimentation ; généralisations sur les plans d'expérimentation ; l'idée derrière les plans d'expérimentation ; les conditions dans lesquelles les plans d'expérimentation peuvent être utilisés ; les étapes d'une étude de plan d'expérimentation ; et les différents types des plans d'expérimentation.

Dans le **deuxième chapitre**, nous avons discuté les travaux retirer de certains articles par une étude comparative, où la comparaison était entre les résultats expérimentaux et les résultats d'optimisation par les plans d'expériences à voir l'étendue de leur efficacité.

Dans le dernier chapitre, Nous avons étudié l'effet du choix sur l'optimisation des résultats expérimentaux, où l'effet du choix se représente par : le choix du plan, le choix du modèle et le choix du nombre de réponse et de facteur.

Enfin, une conclusion générale permet de faire une synthèse des principaux résultats obtenus.

CHAPITRE I : GENERALITE SUR LES PLANS D'EXPERIENCES

1.1. Introduction :

Dans ce premier chapitre, nous étudions le concept de planification expérimentale en général, en utilisant seulement quelques concepts mathématiques.

Le chapitre commence par donner un large aperçu de la stratégie de planification expérimentale. En plus du langage de base des facteurs, de la réponse, du domaine empirique, etc., il y a des choses à éviter dans la pratique, comme faire trop de tests, utiliser le "un facteur à la fois". Une méthode "temps", et faire des expériences sans plan solide, l'histoire des dispositifs expérimentaux est présentée dans cette section.

1.2. Historique :

Les plans d'expériences ne sont pas une découverte récente. La chronologie ci-après (Figure I.1) le rappelle en indiquant quelques points de repères généraux [YAHIAOUI I ; 2015]. Les travaux de Sir Ronald Fisher sont à l'origine des procédures expérimentales strictes basées sur l'utilisation de plans d'expérience (1890-1962). Après avoir commencé à travailler en 1919 à la "Rothamsted Expérimentale Station", cet excellent mathématicien très actif dans le domaine des statistiques s'intéresse aux méthodes expérimentales. La répétition, le blocage, l'expérience factorielle confondante, les interactions ou effets primaires, les interactions et les expériences en parcelles divisées sont des concepts issus des travaux de Fisher. Les scientifiques travaillant dans l'agriculture ont utilisé les concepts de Fisher [BOUDJENIBA, BOUZAOUIT N ;2012]. Frank Yates a rejoint Fisher à Rothamsted en 1931. (1902-1993). Leur travail ensemble a produit des innovations significatives dans les expériences factorielles ainsi que les concepts d'expériences de blocs aléatoires incomplets et d'expériences factorielles fractionnaires, entre autres. Les idées d'expérimentation, de 1935 à 1940, les notions d'expérimentation, jusqu'alors

conçues et appliquées principalement dans le secteur agronomique, jouent également dans le secteur industriel. De nouveaux concepts apparaissent alors, tels que les plans de Plackett et Burman, la notion de surfaces de réponse, l'application de ce concept au cas particulier des mélanges, les plans optimaux. [BOUDJENIBA, BOUZAOUIT N ;2012]

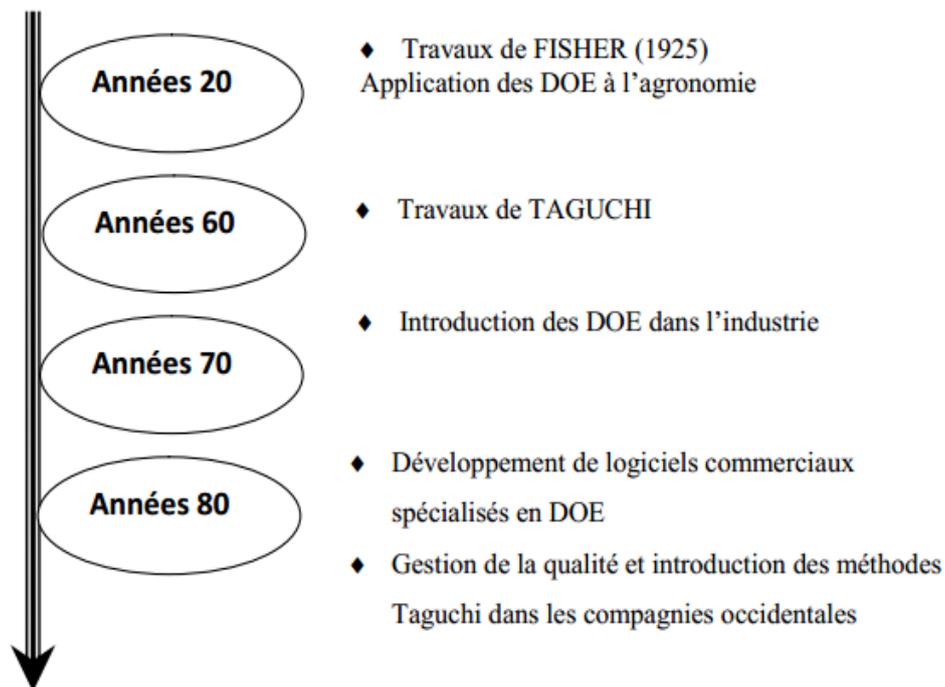


Figure I.1: Aperçu historique [YAHIAOUI I ; 2015]

I.3. Notions de base :

L'expression « plan d'expériences » contient deux notions :

- ⚙ La notion de « **plan** »,
- ⚙ La notion d' « **expériences** ».

I.3.1. Notion de « PLAN » :

Ce terme renvoie aux mots planification, organisation, exploitation :

- ⚙ Planification : action de diriger suivant un plan déterminé.
- ⚙ Organisation : action de préparer en vue d'un but précis.
- ⚙ Exploitation : action de tirer profit d'une chose (ici des expériences).

I.3.2. Notion d'« EXPERIENCE » :

Une expérience est une intervention volontaire dans un système en fonctionnement pour mesurer les effets de cette intervention. Seule l'expérience est capable d'apporter des renseignements sur les relations de cause à effets [HOINARD C ; 2010]. Donc l'expérience est une modification volontaire des paramètres d'un système pour en observer ou en mesurer les effets.

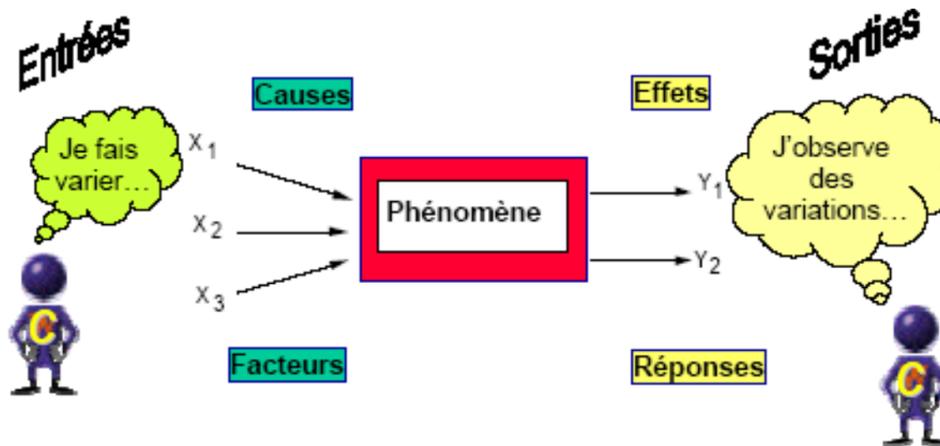


Figure I.2: Processus d'une expérience [BCHITOU R].

I.4. plan d'expérience :

I.4.1. Définition des plans d'expériences :

Un plan d'expérience est une méthode d'organisation des tests pour produire des résultats fiables rapidement et à moindre coût. La méthodologie de conception d'expériences est basée sur l'observation qu'une expérience conçue de manière appropriée aboutira généralement à une analyse statistique simple et à une interprétation des résultats. [BELKADI T, MAKKED L ;2016]

Lorsqu'un lien entre une grandeur d'intérêt et des variables pouvant modifier la valeur finale de la grandeur est recherché, cette méthode permet une investigation expérimentale organisée. Il vise à établir une connexion entre deux types la grandeur physique à l'étude, la réponse qui la reflète et les variables qui la reflètent que le chercheur peut modifier et dont on pense qu'elles affectent les fluctuations de la réponse. [BELFEGAS H, DJENDI A :2020]

Les niveaux des composants à examiner sont combinés de diverses manières dans un plan d'expérimentation (essais élémentaires). Construire la meilleure structure de données possible

pour produire un modèle de haute qualité statistique avec le moins d'essais possibles. [BELFEGAS H, DJENDI A :2020]

En général, une conception expérimentale implique la mesure et la preuve de l'interaction entre deux catégories de variables :

- Le facteur
- La réponse

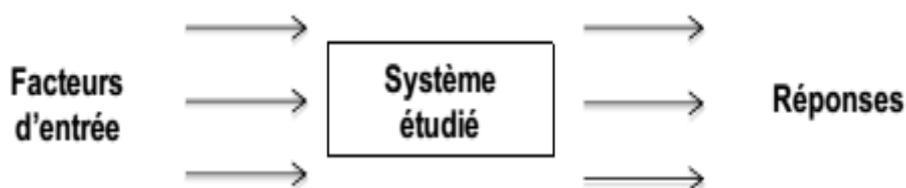


Figure I.3 : Schéma de la démarche associée à un plan d'expériences [ISMAILI Y ;2016].

I.4.2. L'intérêt des plans d'expériences : Pourquoi un plan expérimental ?

Le développement de la technologie et des sciences est lié avec l'amplitude d'expliquer le réel et le maîtriser. Cette maîtrise vient de l'ensemble des représentations et savoirs ou bien la connaissance. Donc quel est le meilleur moyen pour obtenir et améliorer nos connaissances ? D'après Albert Einstein "the onlay source of knowledge is experience" [MATALLAH I, BENHAMMOU; 2017]. Mais l'expérimentation coûte cher, il faut avoir pour objectif d'obtenir les informations les plus fiables et les plus efficaces possibles en un minimum d'essais [HOINARD C ; 2010]. Donc l'intérêt majeur des plans d'expérience réside dans le fait qu'ils permettent d'optimiser le nombre d'expérimentations à réaliser lors de la phase d'essais, en déterminant au préalable les réels facteurs ou combinaisons de facteurs influents sur la réponse du système à étudié [BELKADI T, MAKKED L ; 2016]. Il est souvent amené à comprendre comment réagit un système en fonction des facteurs susceptibles de le modifier. Pour visualiser cette évolution, il mesure une réponse et va ensuite essayer d'établir des relations de cause à effet entre les réponses et les facteurs. Parmi les facteurs on distinguera [DALI A et ALLOUT A ; 2022] :

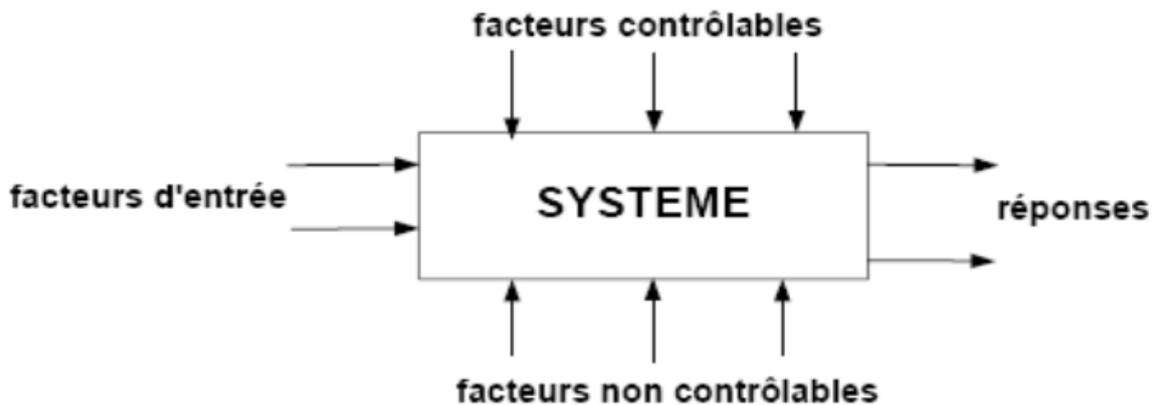


Figure I.4: Schématisation d'un processus expérimental [DALI A et ALLOUT A ; 2022].

- **Les facteurs contrôlables** qui dépendent directement du choix du spécialiste (pression, température, matériau ...)
- **Les facteurs non contrôlables** qui varient indépendamment du choix du spécialiste (conditions climatiques, environnement d'utilisation...)
- **Les facteurs d'entrée** dont on cherche à analyser une influence (matière première, vitesse d'agitation, température, rendement ...).

I.4.3. Définition d'un facteur :

Les facteurs sont les paramètres d'entrée qui interviennent sur le système ou le processus. Un facteur est dit maîtrisé s'il est identifié et sa variation maîtrisée. Les facteurs non maîtrisés sont responsables de la dispersion des paramètres de sortie et conduisent à un bruit système qui perturbe les réponses et nécessite la répétition d'une même combinaison de facteurs de niveau au cours des différentes expériences. Un facteur peut être qualitatif ou quantitatif. Un facteur significatif est un facteur qui, lorsqu'il varie, modifie la réponse du système. **En fonction de la** [SAHEB F ET MAHDJOUB O ; 2017].

I.4.3.1. Facteur quantitatif :

Un facteur quantitatif est un facteur mesurable, souvent à variation continue ou discrète.

- ☑ **Variable continue** : variable numérique qui peut prendre un nombre infini de valeurs réelles : exemple : le dosage en ciment le pourcentage de superplastifiant.
- ☑ **Variable discrète** : variable numérique qui prend uniquement un nombre limité de valeur réelle : exemple classe de ciment. [BELGHARBI A ET ABIB S ;2016]

I.4.3.2. Facteur qualitatif :

Un facteur qualitatif est un facteur non mesurable, on distingue des variables qualitatives ordinales et nominales.

- ☑ **Variable ordinale** : sont des variables qui contiennent un ordre.
- ☑ **Variable nominale** : sont des variables qui correspondent à des noms, il n'y a aucun ordre précis [BELGHARBI A ET ABIB S ;2016].

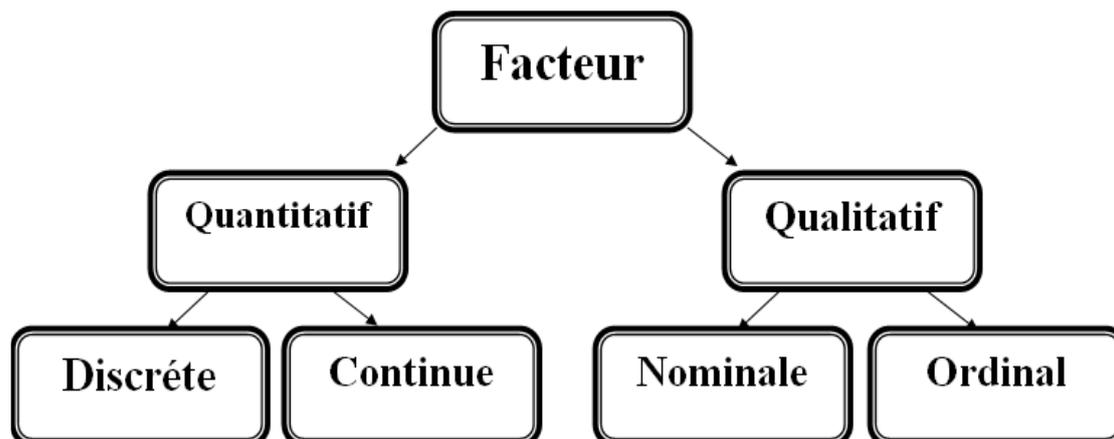


Figure I.5: Les différents types de facteur [BELGHARBI A ET ABIB S ;2016].

I.4.4. Codage des facteurs :

Les facteurs d'intérêt et de nuisance s'expriment dans des échelles naturelles : un facteur température en degrés Celsius, un facteur pression en bars, un facteur discret en matériaux "nature de l'engrais" qui prend les deux modalités "chimique" ou "biologique", etc. Le codage des facteurs est le moyen d'exprimer leurs variations respectives en dehors de toute unité et de pouvoir ainsi comparer leurs effets de façon pertinente : par exemple comparer des effets linéaires de deux facteurs, ou un effet linéaire d'un facteur continu à son propre effet quadratique [GAUCHI J-P ; 2016].

A titre d'illustration un codage possible pour un facteur continu prenant les deux niveaux "naturels" niv1 (le plus bas) et niv2 (le plus haut) sera de transformer les valeurs de niv1 et niv2 en -1 et +1 [GAUCHI J-P ; 2016]. Enfin on peut dire que Tout facteur continu (ou discret) prenant deux niveaux pourra ainsi être codé par les niveaux formels -1 et +1.

I.4.5. Domaine d'un facteur :

Le premier facteur peut être représenté par un axe gradué et orienté (Figure I.6). La valeur donnée à un facteur pour réaliser un essai est appelée niveau [BELFEGAS H, DJENDI A ;2020]. Pour les facteurs quantitatifs la valeur est algébrique, donc classé numériquement. Pour les facteurs qualitatifs les valeurs ne sont pas mesurables [DALI A et ALLOUT A ; 2022].

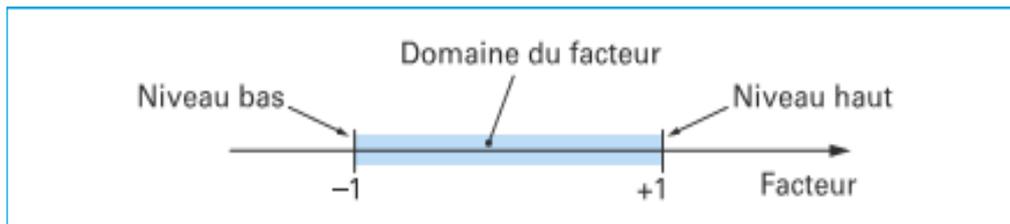


Figure I. 6 : Le champ de différence du "facteur" [BELFEGAS H, DJENDI A ;2020]

I.4.6. Espace expérimental :

Pour présenter l'espace expérimental, on utilise un espace à deux dimensions. Si l'expérimentateur cherche à connaître l'influence de deux facteurs sur la réponse, les deux facteurs sont représentés par des axes gradués et orientés. Le premier axe d'un système d'axes cartésiens est attribué au facteur 1 et le second au facteur 2. [SAHEB F ET MAHDJOUB O ; 2017]

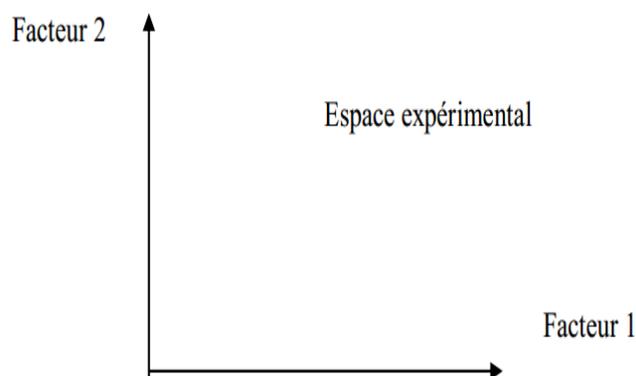


Figure I. 7 : Le champ d'un espace expérimental [SAHEB F ET MAHDJOUB O ; 2017]

I.4.7. Domaine d'étude :

Il est seulement raisonnable d'établir un espace de dimension k dans lequel chaque point reflète un mélange des valeurs potentielles pour les k facteurs compte tenu de la spécification des variables de type facteur. La zone d'étude est le nom de ce lieu (DE). De plus, l'espace de recherche de noms affiche une connexion plus forte et verra probablement de futures optimisations. Parce qu'ils sont la traduction mathématique des combinaisons de valeurs des grandeurs physiques pertinentes par leurs coordonnées, les points à l'intérieur de ce domaine sont les points d'expérience. [STEPHANE V ; 2004].

Le DE doit être de forme hyper-rectangulaire, les plages de variation du facteur k dictant ses dimensions. Par conséquent, ceux-ci imposent ce que l'on appelle des limitations de domaine. Par conséquent, nous pouvons visualiser le DE comme une zone rectangulaire pour $k=2$. Le DE peut-être visualisé comme une zone rectangulaire avec des bornes fixées par les deux facteurs [STEPHANE V ; 2004].

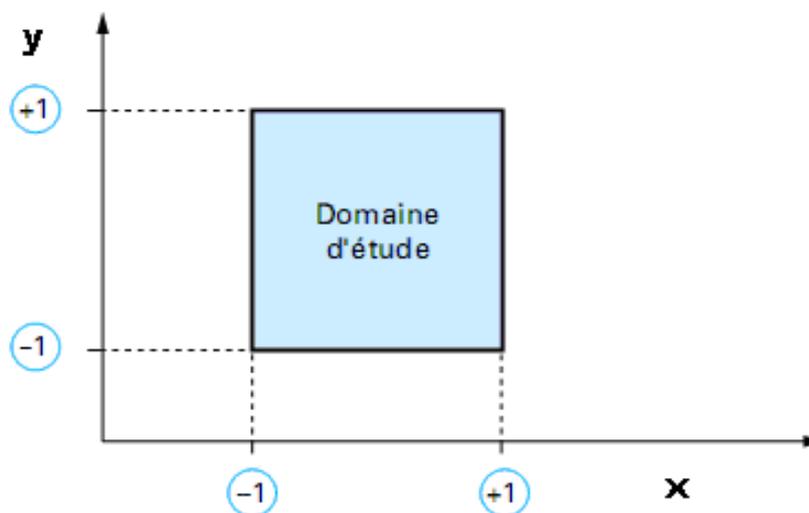


Figure I. 8 : Domaine d'étude [BOUDJENIBA, BOUZAOUT N ;2012].

I.4.8. Effet d'un facteur :

L'effet d'un facteur « A » sur la réponse « y » s'obtient en comparant les valeurs prises par « y » quand « A » passe du niveau (-1) au niveau (+1). Soient y_1 et y_2 ces valeurs (Figure I.9). Nous distinguons [YAHIAOUI I ; 2015] :

- ❖ L'effet global par $(y_2 - y_1)$
- ❖ L'effet moyen par $(y_2 - y_1) / 2$

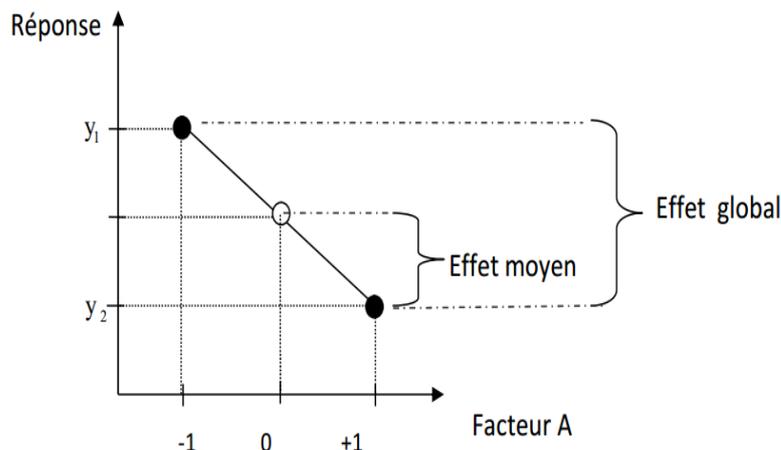


Figure I.9: Illustration de l'effet global et de l'effet moyen [YAHIAOUI I ; 2015]

I.4.9. Notion d'interaction :

Il y a interaction entre deux facteurs « A » et « B » si l'effet de « A » sur la réponse dépend du niveau de « B » ou inversement (Figure I.10)

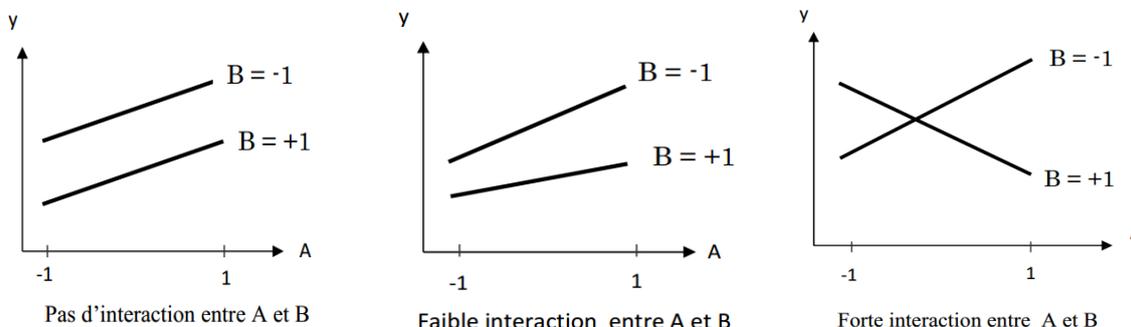


Figure I.10: Courbes d'interactions [YAHIAOUI I ; 2015].

I.4.10. Définition d'une réponse :

Un chercheur qui démarre une étude est curieux de savoir comment un système qui fournit une quantité répond à chaque test. La réponse est le nom donné à ce montant. La réponse du système dépend d'un certain nombre de variables. En fonction de la [MELLE SEFDOU Z ;2020].

I.4.10.1. Surfaces de réponse :

Les niveaux x_i représentent les coordonnées d'un point expérimental et y est la valeur de la réponse en ce point. On définit un axe orthogonal à l'espace expérimental et on l'attribue à la réponse. La représentation géométrique du plan d'expériences et de la réponse nécessite un espace ayant une dimension de plus que l'espace expérimental. Un plan à deux facteurs utilise un espace à trois dimensions pour être représenté : une dimension pour la réponse, deux dimensions pour les facteurs [BOUHBEL F et SEGHIR L ; 2020]. À chaque point du domaine d'étude correspond une réponse. L'ensemble de tous les points du domaine d'étude correspond un ensemble de réponses qui se localise sur une surface appelée « *surface de réponse* » (figure I.11) [BELFEGAS H, DJENDI A ;2020].

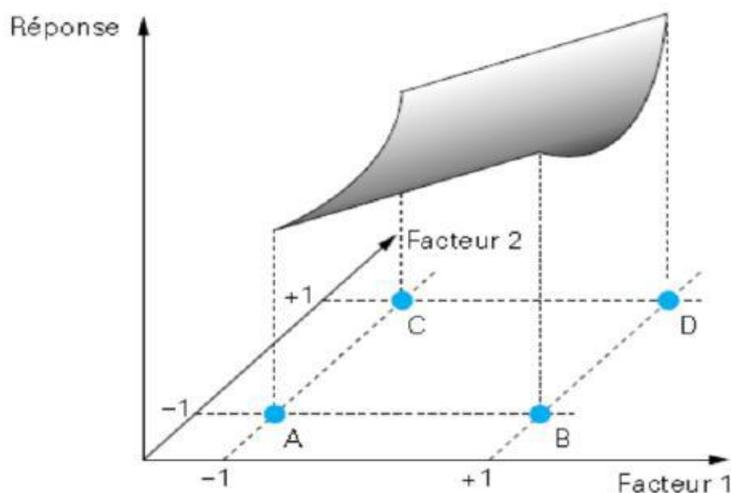


Figure I.11 : La surface de réponse [BELGHARBI A ET ABIB S ;2016]

I.5. Notion sur la représentation des plans d'expérimentation

Le choix du nombre et de l'emplacement des points d'expériences est le problème fondamental de cette méthode. Pour répondre à ces problèmes, deux techniques ont été proposées dans la littérature ([Droesbeke et al. 1997] ; [Tinsson W ; 2010]) ; la première, principale dite géométrique et la seconde, équivalente à celle-ci est dite matricielle.

I.5.1. Représentation géométrique :

Le meilleur emplacement des points expérimentaux se situe aux sommets du carré définissant le domaine d'étude. Chaque point de ce domaine représente des conditions opératoires

possibles, donc une expérience que l'opérateur pourrait réaliser [AKKOUCHE K ; 2020]. La disposition des points expérimentaux qui tient compte des propriétés mathématiques et statistiques existantes entre la réponse et les deux paramètres est donnée à la figure I.12.

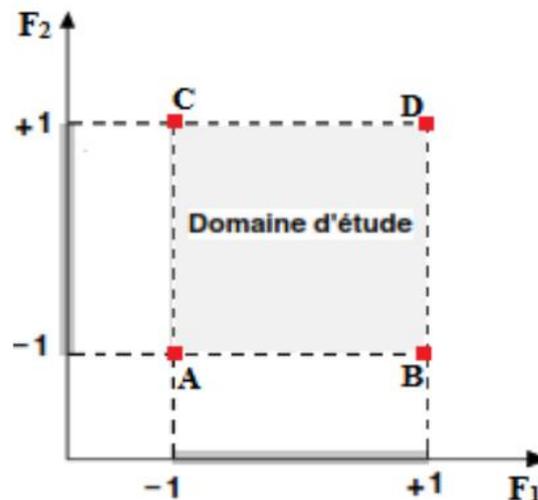


Figure I.12 : Représentation géométrique d'un plan à deux facteurs [Tinsson W ; 2010].

Dès que le nombre de facteurs est supérieur à trois, cette méthode de représentation ne peut plus être employée. De ce fait, pour les espaces multidimensionnels, la représentation matricielle est recommandée [AKKOUCHE K ; 2020].

I.5.2. Représentation matricielle :

La représentation matricielle équivalente à la disposition donnée à la figure I.12 est présentée dans le tableau I.1.

Tableau I.1 : Représentation matricielle d'un plan à deux facteurs [AKKOUCHE K ; 2020].

Configurations	F1	F2	Point correspondant
1	-1	-1	A
2	+1	-1	B
3	-1	+1	C
4	+1	+1	D

D'une manière générale, la construction de ces matrices se fait selon le principe suivant :

La colonne du 1^{er} facteur est une suite alternée des valeurs -1 et +1 (qui commence par -1), la colonne du 2^{ème} facteur est une suite alternée de deux valeurs de -1 suivis de deux valeurs de +1 et la N^{ième} colonne est une suite de 2^{N-1} valeurs de -1 suivis de 2^{N-1} valeurs de +1

[AKKOUCHE K ; 2020].

I.6. Objectifs d'utilisation des plans d'expériences

I.6.1. Objectif de comparaison d'alternatives :

Dans le cas d'un exemple de la confection d'un matériau cimentaire, nous pourrions vouloir comparer les résultats de deux différents types de ciment. S'il s'avérait que le ciment des différents fournisseurs avait un résultat non significatif, nous pourrions choisir le fournisseur le moins coûteux. Si le résultat était significatif, nous choisirions celui du meilleur ciment.

I.6.2. Objectif de criblage

Il existe souvent de nombreux facteurs possibles, dont certains peuvent être critiques et d'autres qui ne peuvent avoir que peu ou pas d'effet sur la réponse. En tant que but en soi, il est peut-être souhaitable de réduire le nombre de facteurs à un ensemble relativement petit (2 à 5), de manière à concentrer l'attention sur le contrôle de ces facteurs. Les expériences de criblage sont un moyen efficace, avec un nombre minimal de tests, pour déterminer les facteurs importants [DAAS M S ; 2020].

I.6.3. Objectif de modélisation :

La méthodologie de surface de réponse est un ensemble de techniques mathématiques et statistiques pour la construction de modèles mathématiques empiriques. L'exploitation de ces modèles peut répondre à plusieurs objectifs [DAAS M S ; 2020] :

I.6.3.1. Objectif de prédiction : Un modèle mathématique obtenu peut être utilisé pour prédire une réponse à un point quelconque dans les limites des domaines expérimentaux. La précision des réponses obtenues dépend du degré de capacité de prédiction du modèle (Voir figure I.13).

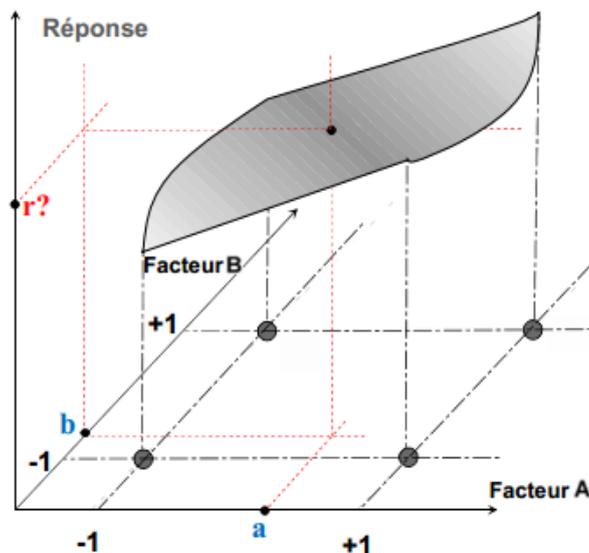


Figure I.13: Exemple graphique de prédiction de la réponse [DAAS M S ; 2020].

I.6.3.2. Objectif d'optimisation : Une optimisation est effectuée pour déterminer les valeurs des entrées du processus à utiliser pour obtenir la sortie du processus souhaitée. Les objectifs d'optimisation habituels peuvent être de maximiser le rendement d'un processus, de minimiser le temps de traitement nécessaire à la fabrication d'un produit ou d'atteindre une spécification du produit cible (Voir figure I.14).

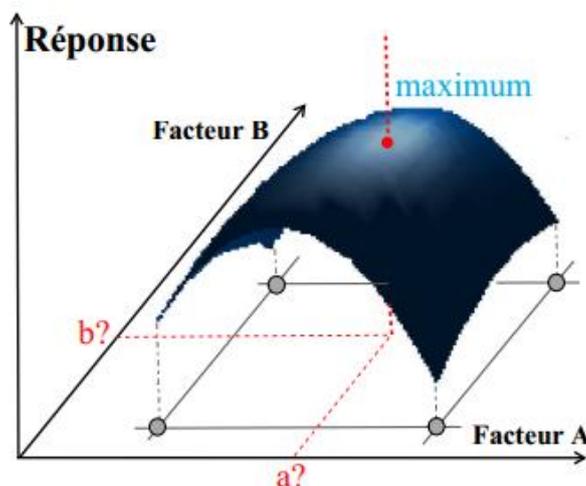


Figure I.14: Exemple graphique de l'optimisation de la réponse [DAAS M S ; 2020].

I.6.3.3. Objectif d'optimisation multi-réponse (Équilibrer les compromis) : L'objectif est de déterminer les paramètres des facteurs permettant d'optimiser simultanément (un compromis) plusieurs réponses [DAAS M S ; 2020].

1.7. Conditions d'application des plans d'expériences :

Les plans d'expériences sont un instrument bien adapté à la recherche à chaque fois qu'intervient un grand nombre de paramètres. Ils permettent de réduire fortement le nombre d'essais, de gagner du temps et de l'argent, tout en parvenant à un meilleur résultat. Leurs applications au béton s'imposent chaque fois que l'on veut concilier au mieux de nombreuses exigences différentes.

Trois éléments sont indispensables pour réussir cette démarche : la planification des essais et la qualité de l'expérience, ensuite, la maîtrise d'outils mathématiques tels que la régression linéaire multiple, enfin, l'apport des statistiques pour la validation globale des modèles et la détermination des effets significatifs.

Pour appliquer la méthode des plans d'expériences et, en particulier, les méthodes s'appuyant sur les régressions linéaires multiples, il faut que les deux conditions suivantes soient réalisées [AYAD M, BARKA Y ; 2013]

Condition 1 :

La valeur que prend chaque variable doit être connue sans erreur, or dans un travail d'expérimentation on ne peut nier la présence d'erreur. Donc pour satisfaire cette condition on doit s'assurer que l'erreur induite sur la valeur de la variable est négligeable devant la variation de cette même variable lorsqu'elle change de valeur. [BELFEGAS H, DJENDI A ; 2020]

Condition 2 :

La réponse doit être homoscedastique. Cela signifie que l'erreur de mesure doit être la même sur tout le domaine expérimental. Pour cela il appartient à l'expérimentateur de garder les mêmes gestes, le même matériel et la même cadence lors de toute la campagne d'expérimentation. [SAHEB F ET MAHDJOUB O ; 2017]

1.8. Les étapes des plans d'expériences :

Pour obtenir des informations pertinentes, une démarche méthodologique doit être suivie [DAAS M S ; 2020] :

A. Poser des objectifs :

Les objectifs d'une expérience sont mieux déterminés par une discussion en équipe. Tous les objectifs doivent être écrits, même ceux qui ne semblent pas très intéressants. Le groupe devrait

discuter des objectifs clés et des objectifs "Bons mais pas vraiment nécessaires". La priorisation des objectifs vous aide à choisir la direction à prendre en ce qui concerne la sélection des facteurs, les réponses et un plan particulier.

B. Sélectionner les variables du processus et leurs plages :

Les variables d'un processus incluent à la fois les entrées et les sorties - c'est-à-dire les facteurs et les réponses. La sélection de ces variables s'effectue mieux en équipe. L'équipe devrait

- ❖ Inclure tous les facteurs importants (selon le jugement de l'ingénieur).
- ❖ Déterminer une plage d'étude pour chaque facteur.
- ❖ Être prudent en choisissant les niveaux bas et haut des facteurs.
- ❖ Vérifier les réglages des facteurs pour des combinaisons non pratiques ou impossibles.
- ❖ Inclure toutes les réponses pertinentes.

C. Choisir un plan expérimental :

Le choix d'un plan expérimental dépend des objectifs de l'expérience, du nombre de facteurs à étudier et de la quantité de ressources disponibles. Le tableau I.2 montre un simple guide exemple de sélection d'un plan.

Tableau I.2: Guide de sélection d'un plan [DAAS M S ; 2020].

Nombre de facteurs	Objectif comparatif	Objectif de dépistage	Surface de réponse
1	Plan totalement aléatoire à 1 facteur	–	–
2 - 4	Plan de bloc aléatoire	Factoriel complet ou fractionnaire	Central composite ou Box-Behnken
5 ou plus	Plan de bloc aléatoire	Factoriel fractionnaire ou Plackett-Burman	Dépistage en premier pour réduire le nombre de facteurs

D. Exécuter le plan :

Les expériences du plan sont réalisées et les résultats des essais (réponses) sont rassemblés.

E. Vérifier que les données sont cohérentes avec les hypothèses expérimentales :

Dans tous les modèles, nous formulons des hypothèses et nous exigeons également que certaines conditions soient approximativement remplies à des fins d'estimation. Ceux-ci sont :

- ✿ Les systèmes de mesure sont-ils capables de répondre à toutes vos questions ?
- ✿ Vos réponses sont-elles susceptibles d'être bien approchées par de simples modèles polynomiaux ?
- ✿ Les résidus (la différence entre les prédictions du modèle et les observations réelles) se sont-ils bien comportés ?

F. Analyser et interpréter les résultats :

En supposant l'existence d'un modèle de départ que nous souhaitons l'adapter à nos données expérimentales et que l'expérience ait été conçue correctement pour notre objectif, la plupart des progiciels (*PE*) analyseront ces données et peuvent fournir plusieurs statistiques numériques ainsi que graphiques.

G. Utiliser / présenter les résultats :

Cette étape est la dernière après qu'on assure que les résultats ne conduisent pas éventuellement à des essais supplémentaires, et bien sûr après la validation des résultats pour pouvoir faire une conclusion de l'étude.

1.9. Les principaux types de plans d'expériences :

Il existe actuellement un nombre important de plans différents. Chacun, par ses propriétés, permet de résoudre certains problèmes particuliers. On peut cependant diviser les plans d'expériences en deux grandes catégories [Jérôme F ; 2006] :

- les plans pour étudier (estimer et comparer) les effets des paramètres,
- les plans pour régler les paramètres afin d'atteindre un optimum.

Il n'existe pas de nomenclature "officielle", mais on trouve les types suivants dont on traitera certains les plus utilisés dans ce qui suit [GAUCHI J-P ; 2016] :

- Les plans factoriels complets à même nombre de niveaux par facteur ou non,
- Les plans factoriels fractionnaires issus d'un fractionnement judicieux des plans précédents,
- Les plans factoriels en blocs,
- Les plans factoriels de criblage (matrices d'Hadamard),
- Les plans en blocs complets (carrés latins et dérivés),

- Les plans en blocs incomplets (blocs incomplets équilibrés ou partiellement équilibrés, lattices, ...),
- Les plans de surface de réponse,
- Les plans de mélange (plans spécialisés pour formulations chimiques, pharmaceutiques, cosmétiques, ...),
- Les plans optimaux pour modèles de régression linéaire pour les situations à contraintes sur le modèle et/ou le domaine expérimental,
- Les plans optimaux pour modèles de régression non linéaire, typiquement quand la connaissance sur le phénomène est suffisante pour postuler un modèle de connaissance,
- Les plans d'exploration de l'espace des facteurs pour expériences simulées sur ordinateur, tels les hypercubes latins et diverses variantes, les plans pour métamodèles.

I.9.1. Les plans de criblages :

Le criblage est un procédé de sélection qui permet de déterminer les éléments influents dans un ensemble initial de facteurs. Ce procédé compare les variations de la réponse suscitées par deux sources [Belfegas H, Djendi A ; 2020] :

- Les variations du facteur étudié.
- Les variations de grandeurs considérées comme n'ayant pas d'effets sur la réponse

Dont l'objectif est de découvrir les facteurs les plus influents sur une réponse donnée en un minimum d'expériences.

I.9.1.1. Plan factoriel complet (PFC) [AKKOUICHE K ; 2020]

Le plan factoriel complet est un plan d'expériences qui permet de répondre, dans l'idéal, à deux questions différentes dans le même essai, « ... mettre en évidence non seulement leurs effets respectifs mais aussi leurs éventuelles interactions... » [Vivier S et al ; 2007]. L'introduction aux plans PFC se fait par un exemple didactique. Il permet d'introduire les principales notations utilisées par la méthode des plans d'expériences. Il sert également de base à une généralisation de l'écriture mathématique utilisée.

Exemple : Dans le cas où « n » facteurs (qualitatifs et/ou quantitatifs) sont étudiés dans une même expérimentation, et que chacun à « B » niveaux de variations. Toutes les combinaisons « B^n » doivent être étudiées afin de définir tous les traitements (conditions expérimentales). S'il

n'est pas prévu de répéter chaque traitement, le nombre d'essais à réaliser est donc aussi égal à « B^n ». Dans le cas contraire, en appelant « r » le nombre de répétitions, devant être le même pour tous les traitements, le nombre total d'essais à réaliser dans le plan expérimental est donné par la formule (I.1) :

$$N = r * B^n \quad (I.1)$$

Les avantages des plans factoriels complets sont nombreux et nous n'en citerons que les principaux [YAHIAOUI I ; 2015] :

- ✿ Les plans factoriels sont faciles à construire ;
- ✿ Comme chaque facteur ne prend que deux niveaux les essais sont faciles à contrôler et les risques d'erreurs sont minimisés ;
- ✿ Le calcul des effets et des interactions est très simple et ne demande pas d'outils informatiques évolués ;
- ✿ En les employant l'expérimentateur est sûr d'avoir la procédure expérimentale optimale puisque ces plans sont basés sur de matrices d'Hadamard et qu'il a été démontré que l'on ne pouvait pas faire mieux ;
- ✿ L'interprétation des résultats est à la portée de tout expérimentateur et ne demande pas de connaissances approfondies en statistiques ;
- ✿ La modélisation mathématique est immédiate ;
- ✿ Les résultats obtenus avec un premier plan peuvent être utilisés en partie ou en totalité soit, pour explorer une autre zone du domaine expérimental soit, pour établir un modèle mathématique de degré plus élevé.

A. Plans factoriels complets à deux niveaux (2^k) [YAHIAOUI I ; 2015] :

Ce sont les plus utilisés car les plus simples et les plus rapides à mettre en œuvre. Ils sont notés « 2^k » où le « 2 » correspond aux niveaux maximal et minimal qui délimitent le domaine d'étude d'un facteur et k est le nombre de facteurs étudiés. Pour un plan factoriel complet à « k » facteurs, il va donc falloir mener « 2^k » expériences. Le principe consiste alors à répartir, de façon optimale, les essais dans le domaine expérimental. Soit par exemple un plan factoriel complet à 3 facteurs noté 2^3 . Les points expérimentaux seront aux sommets d'un cube (Figure I.15) et la matrice des expériences sera un tableau traduisant l'emplacement de ces points en indiquant leurs trois coordonnées en variables centrées réduites.

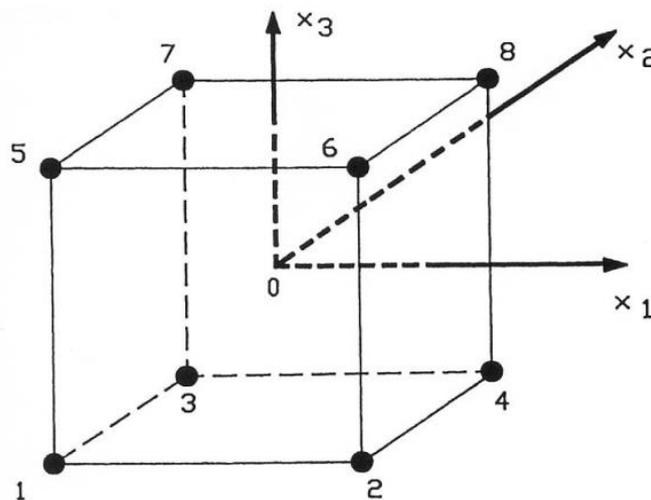


Figure I.15 : Disposition des points expérimentaux d'un plan 2^3 [YAHIAOUI I ; 2015].

Le seul inconvénient de ces plans est qu'ils obligent rapidement à faire beaucoup d'essais. Par exemple, pour étudier simplement sept facteurs il faut réaliser 128 expériences. Cependant, de nombreuses interactions sont nulles et certains facteurs sont sans influence. C'est pourquoi les plans factoriels fractionnaires ont été développés [BOUDJENIBA, BOUZAOUIT N ; 2012].

B. Plan factoriel fractionnaire

Le plan factoriel fractionnaire est l'un des aspects les plus intéressants de la méthode des plans d'expériences. Il donne la possibilité de réaliser des plans factoriels à « k » facteurs avec moins de « 2^k » expériences [Droesbeke et al. 1997]. Dans de nombreux domaines, les interactions d'ordre élevées sont souvent considérées comme négligeables. Trop d'expériences sont donc réalisées, d'où l'idée de diminuer la taille des plans et d'utiliser pour l'étude de « k » facteurs, des matrices d'expériences issues de plan 2^{k-1} , 2^{k-2} , ..., 2^{k-p} [AKKOUCHE K ; 2020]. D'autre part ont débouché sur les plans fractionnaires présentés sous forme de tables standards en fonction des éléments que l'on souhaite prendre en compte dans l'expérimentation et qui concernent les facteurs, les valeurs (ou niveaux) de ces facteurs, et les interactions entre facteurs. L'hypothèse faite dans l'élaboration de plans fractionnaires est que certaines interactions sont insignifiantes et qu'elles peuvent donc être confondues avec des facteurs dont l'influence est significative. L'inconvénient majeur des plans fractionnaires est qu'ils occasionnent par conséquent des risques potentiels d'erreurs. Les avantages de ces plans

résident dans le fait qu'ils sont beaucoup plus économiques, plus rapides et demandent moins d'essais [BOUHBEL F et SEGHIR L ; 2020].

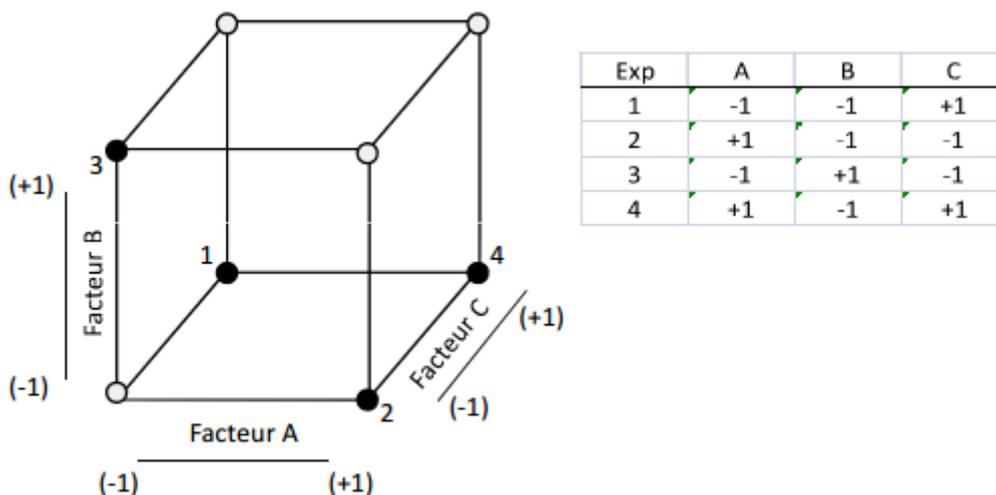


Figure I.16 : Plan factoriel fractionnaire 2³⁻¹ [DAAS M S ; 2020].

C. Plan Rechtschaffner [AKKOUICHE K ; 2020] :

Les plans de Rechtschaffner sont des plans factoriels fractionnaires simplifiés qui permettent de déterminer les effets des facteurs et les interactions d'ordre deux uniquement. Mis à part les interactions d'ordre un et deux, toutes les autres sont supposées nulles avant même l'expérimentation. Par conséquent, dans le cas d'utilisation de ce type de plan, le modèle mathématique à adopter au début de l'étude est :

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i x_i + \sum_{i < j}^k a_{ij} x_i x_j + \epsilon \tag{I.2}$$

Il suffit de choisir un plan fractionnaire de résolution trois pour obtenir un plan de Rechtschaffner. Mais l'idée de ne déterminer que les effets principaux et les interactions d'ordre deux a été étendue par Rechtschaffner aux plans du second degré et aux facteurs prenant trois niveaux. Ces plans spéciaux sont indiqués dans des tables auxquelles il conviendra de se référer en cas de besoin.

D. Plans de Koshal :

Les plans de Koshal sont des plans qui permettent de déterminer uniquement les effets principaux des facteurs. Par ailleurs, aucune interaction ne peut être évaluée. Par conséquent, le modèle mathématique adopté est analogue à celui des plans de Plackett et Burman. Malgré le fait que ces plans soient peu connus, leur emploi, dans certains cas, peut-être d'une grande utilité, comme pour dégrossir un problème. Il convient aussi de noter que ces plans forment le début d'un plan factoriel et qu'il est toujours loisible de le compléter pour obtenir un plan complet ou fractionnaire [AKKOUCHE K ; 2020].

L'équation (I.3) montre leur modèle mathématique [DAAS M S ; 2020].

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i x_i + \epsilon \quad (I.3)$$

Les plans de Koshal offrent l'avantage de donner directement l'effet des facteurs. Ils forment une partie d'un plan factoriel qui est toujours extensible pour obtenir un plan complet ou fractionnaire. La Figure I.17 montre un plan de Koshal pour 3 facteurs.

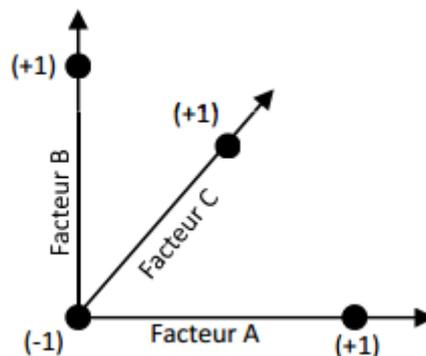


Figure I.17: Plan de Koshal pour trois facteurs [DAAS M S ; 2020].

E. Plans Plackett et Burman :

Il s'agit d'une catégorie spéciale des plans factoriels fractionnaires à deux niveaux, où seulement quelques essais spécifiquement choisis sont effectués pour étudier uniquement les effets principaux (c'est-à-dire aucune interaction). Les plans de Plackett et Burman sont le plus souvent saturés. L'équation (I.4) montre le modèle mathématique sans interactions analogue à celui des plans de Koshal [DAAS M S ; 2020].

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i x_i + \epsilon \quad (I.4)$$

Les matrices de calcul des plans de Plackett et Burman sont des matrices d'Hadamard. C'est-à-dire des matrices ayant 4, 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32, 36 lignes etc. Elles permettent donc des expérimentations ayant un nombre d'essais intermédiaire de celui des plans factoriels qui, eux, ont seulement 2^k lignes (4, 8, 16, 32, etc.) [GOUPY J ; 2006].

Dans les matrices d'Hadamard présente les propriétés suivantes :

- Les éléments sont +1, -1 ;
- Les matrices sont carrées et ces matrices sont orthogonales.

F. Plans à plusieurs niveaux

F.1 Les tables de Taguchi

Les plans de tables orthogonales de Taguchi sont un type de plans factoriels fractionnaires général. Il s'agit d'un plan orthogonal très fractionné basé sur une matrice proposée par M. Genichi Taguchi permettant de considérer un sous-ensemble sélectionné de combinaisons de plusieurs facteurs à plusieurs niveaux. Les tables orthogonales de Taguchi sont équilibrées pour garantir que tous les niveaux de tous les facteurs sont pris en compte de manière égale. Pour cette raison, les facteurs peuvent être évalués indépendamment les uns des autres malgré la fractionalité du plan. Dans le plan de Taguchi, seuls les effets principaux et les interactions à deux facteurs sont pris en compte, et les interactions d'ordre supérieur sont supposées inexistantes [DAAS M S ; 2020].

La méthode de Taguchi fait une utilisation spécifique de la technique des plans d'expériences. La méthode classique des plans d'expériences ne considère que les valeurs moyennes des caractéristiques à optimiser. On la complète parfois par une analyse de la variance des différents facteurs testés. Les plans d'expériences Taguchi traitent conjointement la moyenne et la variabilité des valeurs des caractéristiques mesurées [DERDOUR F et al ; 2016].

Donc, La méthode de Taguchi vient pour enrichir les méthodes de plans d'expériences en apportant une amélioration considérable aux plans factoriels complets et fractionnaires. Elle se distingue par une réduction importante du nombre d'essais, tout en gardant une bonne précision [DERDOUR F et al ; 2016].

F.2 Carrés latins

Les carrés latins (le terme Carré Latin a été utilisé pour la première fois par Euler, 1782) sont utilisés lorsque le nombre des niveaux des facteurs est supérieur à deux et lorsqu'il n'existe pas d'interactions (ou qu'elles sont négligeables) entre les facteurs. Un carré latin pour 3 facteurs est illustré dans la figure I.18. Ce type de plans est souvent utilisé pour les variables discrètes et son modèle mathématique est souvent un modèle sans interactions [DAAS M S ; 2020].

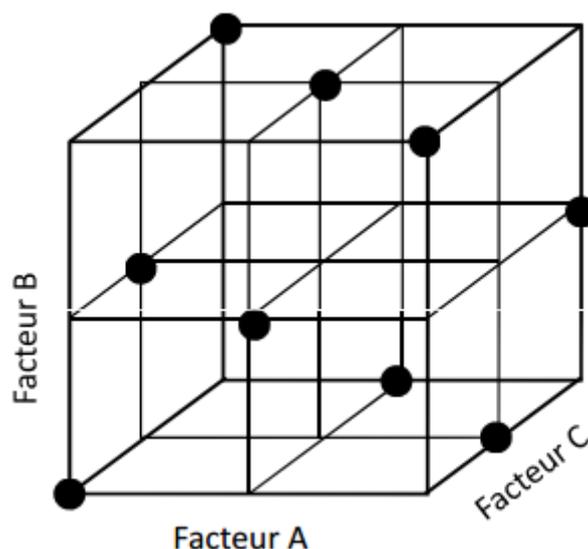


Figure I.18: Plan Carrés latins pour 3 facteurs [DAAS M S ; 2020].

F.3 Carrés de Youden

Ce type de plans considère deux variables discrètes et prend plus de quatre niveaux. Ils ont servi également de base à l'établissement des plans pour simulations numériques. Ce type de plans est similaire à celui des carrés latins. Le nombre des essais est réduit en retirant des points au plan complet [DAAS M S ; 2020].

I.9.2. Les plans pour surface de réponse :

Dont l'objectif est de trouver une relation mathématique (modèle) qui lie les réponses mesurées aux variables associées aux facteurs soit via une démarche mathématique analytique ou purement matricielle. Ce modèle peut être aussi utilisé à des fins d'optimisation du processus étudié.

a. Le plan composite centré

En 1951 Box et Wilson proposent le plan composite centré comme plan performant de surface de réponse pour un modèle du deuxième degré du type surface de réponse [GAUCHI J-P ; 2016], contient un plan factoriel ou fractionnaire incorporé avec des points centraux augmentés d'un groupe de points en étoile permettant d'estimer la courbure. Si la distance entre le centre de l'espace du plan et un point factoriel est de ± 1 unité pour chaque facteur, la distance entre le centre de l'espace de calcul et un point en étoile est $|\alpha| > 1$. La valeur précise de α et le nombre de points centraux que le plan doit contenir dépendent de certaines propriétés souhaitées pour le plan et du nombre de facteurs en cause [DAAS M S ; 2020]. Les plans composites présentent donc trois parties (figure I.19) [DALI A et ALLOUT A ; 2022] :

- ☑ **Le plan factoriel** : c'est un plan factoriel complet ou fractionnaire à deux niveaux par facteurs. Les points expérimentaux sont aux sommets du domaine d'étude.
- ☑ **Le plan en étoile** : les points du plan en étoile sont sur les axes et ils sont, en général, tous situés à la même distance du centre du domaine d'étude.
- ☑ **Les points au centre du domaine d'étude** : on prévoit toujours des points expérimentaux situés au centre du domaine d'étude, et cela aussi bien pour les plans factoriels que pour les plans en étoile.

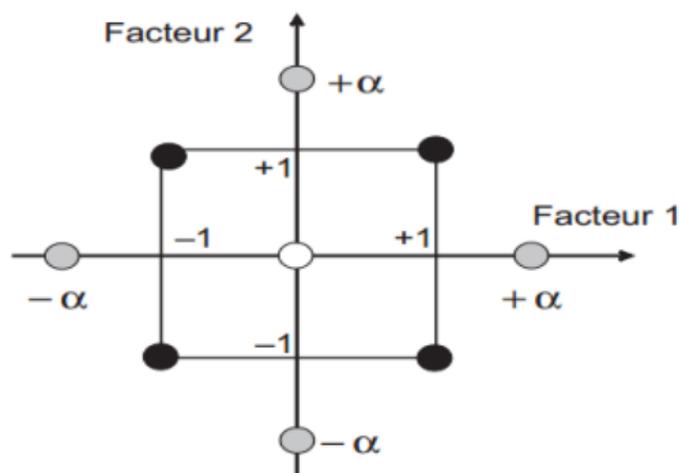


Figure I.19 : Plan composite centré à deux facteurs [DALI A et ALLOUT A ; 2022].

Le nombre total « N » d'essais à réaliser est la somme des essais du plan factoriel (N_f), des essais du plan en étoile (N_α) et des essais au centre (N_0). Le nombre « N » des essais d'un plan composite est donné par la relation [GAUCHI J-P ; 2016] :

$$N = N_f + N_\alpha + N_0 \quad (I.5)$$

La Figure I.20 représente un plan composite centré pour trois facteurs. Les points 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8 sont les points expérimentaux d'un plan 2^3 . Le point 15 est le point central. Ce point peut être répliqué plusieurs fois. Les points 9, 10, 11, 12, 13 et 14 sont les points axiaux. Ces six derniers points forment le plan en étoile.

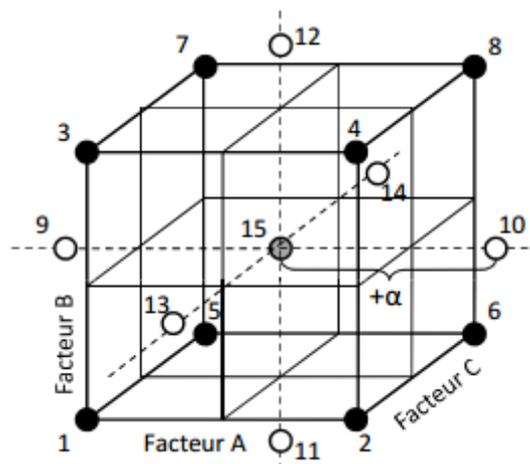


Figure I.20: Plan composite centré pour 3 facteurs [DAAS M S ; 2020].

Le modèle mathématique construit à l'aide des plans composites est un polynôme du second degré avec interactions. On ne conserve, en général, que les interactions d'ordre deux. Ainsi pour deux facteurs ($k = 2$), l'équation de régression s'écrit [YAHIAOUI I ; 2015] :

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + b_{12}X_1X_2 + b_{11}X_1^2 + b_{22}X_2^2 + \varepsilon \quad (I.6)$$

Il existe une autre forme du plan composite centré appelée Plan Composite Face Centrée, dont les points en étoiles sont au centre de chaque face de l'espace factoriel, donc $\alpha = \pm 1$. Cette variété nécessite 3 niveaux de chaque facteur. L'augmentation d'un plan factoriel ou d'un plan de résolution V existant avec des points en étoiles appropriés peut également produire ce plan [DAAS M S ; 2020].

b. Les plans de Box-Behnken :

Le plan de Box-Behnken est une méthodologie pour surfaces de réponse (RSM) qui ne nécessite que trois niveaux pour exécuter une expérience (Figure I.21). Il s'agit d'un plan spécial à 3 niveaux car il ne contient aucun point aux sommets de la région expérimentale. Cela peut être avantageux lorsque les points situés aux angles du cube représentent des combinaisons de niveaux d'un coût prohibitif ou impossibles à tester en raison des contraintes du processus

[DAAS M S ; 2020].

La Figure I.21 représente un plan composite centré pour trois facteurs. Il y a douze points d'expériences au milieu des arêtes du cube et trois points au centre [DALI A et ALLOUT A ; 2022].

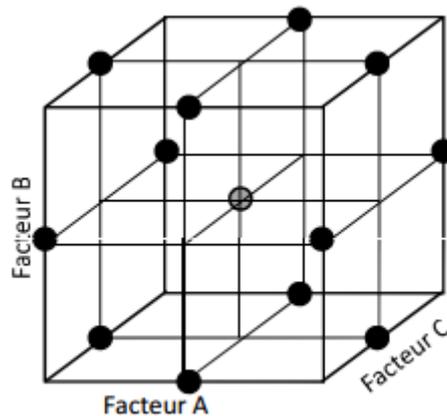


Figure I. 21 : Illustration du plan de Box-Behnken pour trois facteurs [DAAS M S ; 2020].

c. Les plans optimaux :

Cette théorie de l'optimalité a été initialement proposée par Jack Kiefer à partir de la fin des années 50, puis augmentée ensuite par de nombreux autres chercheurs : Silvey, Fedorov, Atkinson, Wynn, ... Les modèles postulables pour la réponse sont dans le cadre du modèle linéaire général : modèles de régression linéaire et modèles d'analyse de la variance. Historiquement les erreurs sont considérées comme gaussiennes et indépendantes, mais on peut étendre aujourd'hui la théorie à d'autres lois d'erreur [GAUCHI J-P ; 2016].

La notion générale de critères d'optimalité apparaît, et les méthodes de construction des plans optimaux sont en général basées sur des algorithmes itératifs (pionniers : Wynn et Fedorov au début des années 70) [GAUCHI J-P ; 2016].

La matrice d'un plan optimal n'est généralement pas orthogonale et les estimations des effets sont corrélées. Ce type de plan est toujours une option, quel que soit le type de modèle que l'expérimentateur souhaite adapter (par exemple, premier ordre, premier ordre plus quelques interactions, quadratique complet, cubique, etc.) ou l'objectif spécifié pour l'expérience (par exemple, dépistage, surface de réponse, etc.). Le plan optimal est une optimisation directe basée sur un critère d'optimalité choisi et le modèle à adapter [DAAS M S ; 2020].

Les raisons d'utiliser des plans optimaux au lieu des plans classiques standards tombent généralement dans deux catégories [DAAS M S ; 2020] :

- Les plans factoriels ou factoriels fractionnaires standards nécessitent trop d'essais pour la quantité de ressources ou le temps alloué à l'expérience.
- L'espace du plan est limité (l'espace de processus contient des paramètres de facteurs non réalisables ou impossibles à exécuter).

Par exemple pour un modèle polynomial du deuxième degré usuel, à deux facteurs continus, est postulé [GAUCHI J-P ; 2016] :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_{12} X_1 X_2 + \beta_{11} X_1^2 + \beta_{22} X_2^2 + \varepsilon \quad (I.7)$$

Mais avec présence de contraintes sur le domaine expérimental comme le montre la figure I.22. Bien sûr, on peut retrouver des domaines expérimentaux usuels (cuboïdaux) sous les contraintes comme le montre la figure I.23.

Cependant, la portion non explorée est grande et peut devenir gigantesque quand le domaine expérimental est de dimension élevée par exemple pour 6 ou 7 facteurs, nombres de facteurs rencontrés fréquemment dans la pratique.

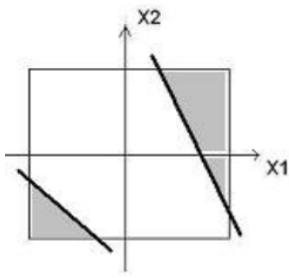


Figure I.22 : Exemple de deux contraintes géométriques sur un domaine expérimental de plan 2^2 [GAUCHI J-P ; 2016].

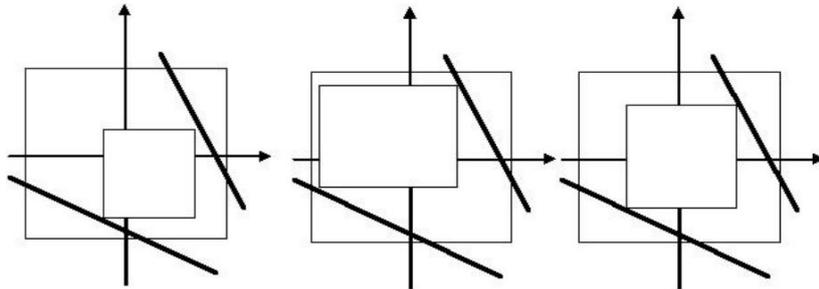


Figure I.23 : Exemples de redéfinition de sous-domaines expérimentaux possibles sous deux contraintes géométriques [GAUCHI J-P ; 2016].

I.9.3. Les plans de mélange :

Dont l'objectif est le même que la deuxième famille mais où les facteurs ne sont pas indépendants et sont contraints (voir figure I.24). Comme exemple de contrainte, la somme des fractions molaires d'un mélange doit être égale à 1 [DAAS M S ; 2020].

Ces plans peuvent se définir très facilement par une contrainte fonctionnelle irréductible : les

facteurs étant des proportions (ou des pourcentages) d'ingrédients du mélange (ou de la formulation) étudié(e), la somme de ces proportions vaut 1 (ou 100). Cette contrainte fonctionnelle interdit l'utilisation des plans vus au part avant. Des plans particuliers, notamment les réseaux simplex de Scheffé, ont été proposés [GAUCHI J-P ; 2016].

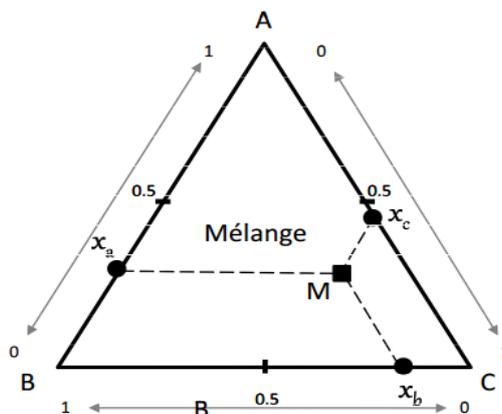


Figure I.24: Valeurs des composants dans un plan de mélange à trois constituants [DAAS M S ; 2020].

a) Plans de mélange en réseau :

Un Plan de Mélange en Réseau (q, m) pour q composants est constitué de points définis par les paramètres de coordonnées suivants : les proportions assumées par chaque composant prennent les m + 1 valeurs également espacées de 0 à 1.

$x_i = 0, 1/m, 2/m, \dots, 1$ pour $i = 1, 2, \dots, q$ et toutes les combinaisons possibles (mélanges) des proportions de cette équation sont utilisées. À l'exception du centre, tous les points du plan se trouvent sur les limites du simplexe.

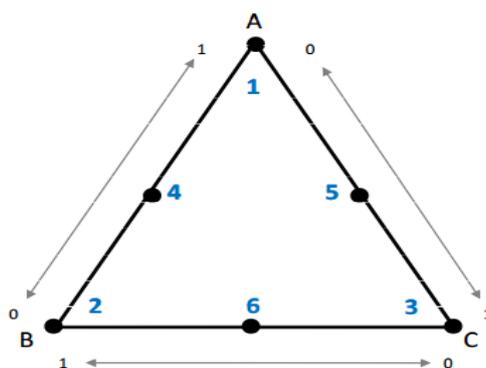


Figure I.25: Plan de mélange en réseau (3, 2)

L'augmentation du plan de mélange en réseau revient à ajouter des points intérieurs ; des points de mélange de contrôle et un point central. Les points de mélange de contrôle sont à mi-chemin entre le point central et chaque sommet du simplexe. La figure I.26 montre un plan de mélange en réseau (3, 2) augmenté de 4 points (un point central + trois points de mélange de contrôle).

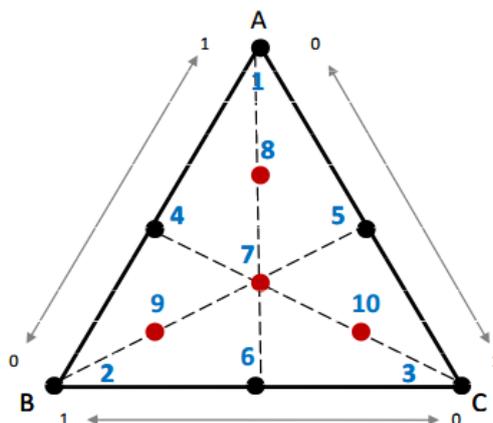


Figure I.26: Plan de mélange en réseau (3, 2) augmenté

b) Plans de mélange centrés :

Un deuxième type de plan de mélange est le plan de mélange centré. Dans le plan de mélange centré à q composants, le nombre de points distincts est $2^q - 1$ points ou mélanges, ces points sont organisés de la manière suivante :

- q composants : q permutations de $(1, 0, 0, 0, \dots, 0)$.
- Mélanges binaires à proportions égales $\binom{q}{2}$ permutations de $(1/2, 1/2, 0, 0, \dots, 0)$.
- Mélanges ternaires à proportions égales $\binom{q}{3}$ permutations de $(1/3, 1/3, 1/3, 0, \dots, 0)$.
-
- Un mélanges q -aire avec des proportions égales $(1/q, 1/q, 1/q, \dots, 1/q)$.

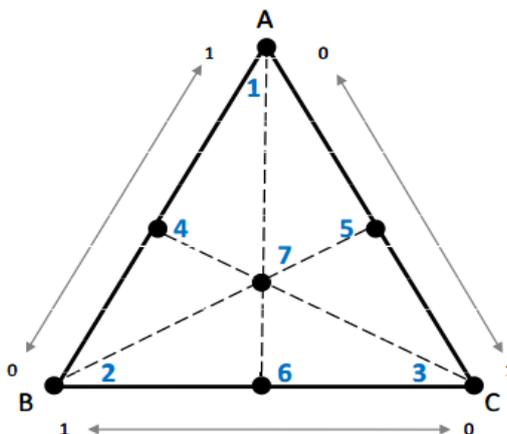


Figure I.27: Plan de mélange centré à 3 composants

Les plans de mélange centrés peuvent être augmentés en ajoutant des points intérieurs ; ces points sont à mi-chemin entre le point central et chaque sommet. La figure I.28 montre un plan de mélange centré à 3 composants augmenté avec les 3 points.

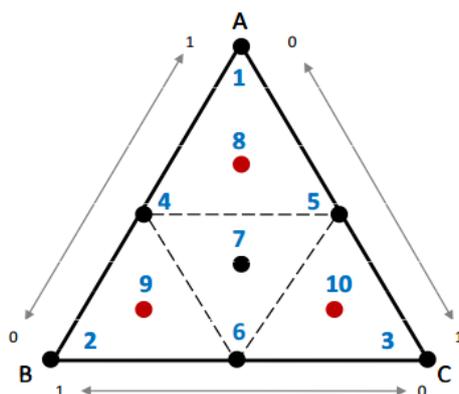


Figure I.28: Plan de mélange centré à 3 composants (augmenté).

c) Plans de mélange contraints (Sommets extrêmes)

Les plans de sommets extrêmes sont des plans de mélange qui couvrent uniquement une sous-partie ou un espace plus petit dans le simplexe. Ces plans doivent être utilisés lorsque l'espace du plan choisi n'est pas lui-même un plan simplexe. La présence de contraintes de limite inférieure et supérieure sur les composants crée souvent cette condition.

L'objectif d'un plan de sommets extrêmes est de choisir des points du plan qui couvrent de manière adéquate l'espace du plan. La figure I.29 montre les sommets extrêmes d'un plan à trois composants avec des contraintes supérieures et inférieures :

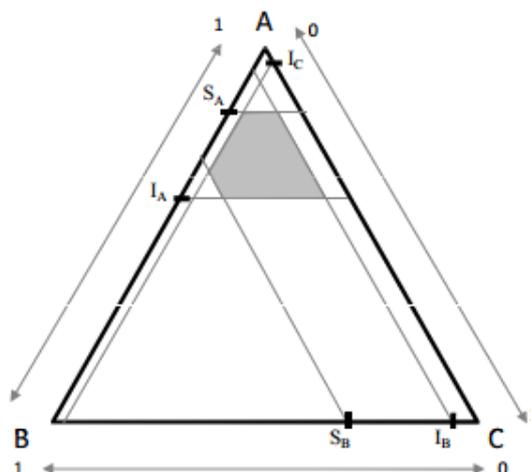


Figure I.29: Limites inférieures et supérieures dans un plan de mélange contraint.

I.10. Conclusion :

Les techniques expérimentales ont été organisées en utilisant un ensemble différent de tests statistiques dans la conception des approches expérimentales. Grâce à ces conceptions expérimentales, nous avons pu créer des conceptions qui garantissent une grande précision des résultats avec le moins d'essais possible.

Dans le cadre de notre travail, la variation des plans, des modèles et du nombre de facteur ainsi que le nombre de réponse afin d'étudier l'impact de ces variations sur les résultats. Ce travail va être appliqué sur un cas expérimental déjà réalisé (Effet de l'incorporation d'un déchet Plastique sur les propriétés physico-mécaniques d'un mortier au jeune âge).

CHAPITRE II : ETUDE COMPARATIVE

II.1. Introduction :

Dans ce deuxième chapitre, nous aborderons une étude comparative des travaux précédemment publiés, qu'il s'agisse d'articles ou autres, où nous nous concentrerons pour chacun sur la différence entre les résultats issus d'expériences et leur optimisation par l'utilisation des plans d'expérience.

II .2. Analyse des cas réels :

II.2.1. Exemple 1 : Caractéristiques rhéologiques et mécaniques

D'après un travail effectué par [Sandipan Kaushiket et al ; 2023] dans ils ont travaillé sur l'optimisation de la proportion de mélange du mortier 3D imprimable sur les propriétés rhéologiques et la résistance des matériaux en utilisant le plan factoriel d'expérience. L'objectif de cette recherche est d'optimiser les propriétés rhéologiques et la résistance des matériaux de mortiers imprimables en 3D (3DPM) contenant du ciment, des cendres volantes, de la fibre de basalte et du superplastifiant. Cette étude vise à produire du 3DPM avec une composition de mélange optimisée pour répondre aux exigences des deux caractéristiques rhéologiques et de résistance des matériaux en utilisant l'approche de conception factorielle et la fonction de désirabilité. Différents dosages de ciment (CEM), de cendres volantes (FA), de fibres de basalte (BA) et de superplastifiant (SP) sont choisis comme paramètres de conception primaires pour développer des modèles statistiques pour les réponses de la rhéologie et les propriétés de résistance du matériau à 7 et 28 jours. Le tableau II. 1 présente un résumé des différentes valeurs utilisées pour chacun des paramètres.

Tableau II. 1 : Facteurs et niveaux pris en compte.

Components	Coded Values		
	$Conc_{low}(-1)$	Centre Points	$Conc_{high}(+1)$
Cement (CEM)	550 kg/m ³	600 kg/m ³	650 kg/m ³
Fly-ash (FA)	5%	12.50%	20%
Superplasticiser (SP)	2 kg/m ³	3 kg/m ³	4 kg/m ³
Basalt fibre (BA)	1 kg/m ³	2 kg/m ³	3 kg/m ³

Un total de vingt mélanges sélectionnés pris en compte dans le plan factoriel sont répertoriés dans le tableau II.2.

Les seize premiers mélanges sont constitués de toutes les combinaisons possibles du minimum et du maximum valeurs des quatre facteurs considérés. De plus, un mélange au point central a été répété quatre fois pour estimer l'erreur expérimentale et examiner la fiabilité de la des modèles. Les mélanges de 17 à 20 sont des points centraux avec les mêmes propriétés que les valeurs moyennes des quatre facteurs. Le matériau cimentaire a été testé avec table d'écoulement, pénétration de cône, affaissement cylindrique, essai de compression et essai de flexion en trois points pour résistance à la flexion.

Tableau II. 2 : Proportions de mélange de mortier (avec valeurs codées).

	Mix	Cement [kg/m ³]	Fly Ash [%]	Basalt Fibre [kg/m ³]	Superplasticiser [kg/m ³]
Selected mixtures	1	550 (-1)	20 (+1)	1 (-1)	2 (-1)
	2	650 (+1)	5 (-1)	1 (-1)	4 (+1)
	3	650 (+1)	5 (-1)	3 (+1)	2 (-1)
	4	650 (+1)	5 (-1)	3 (+1)	4 (+1)
	5	550 (-1)	5 (-1)	3 (+1)	2 (-1)
	6	550 (-1)	20 (+1)	1 (-1)	4 (+1)
	7	650 (+1)	5 (-1)	1 (-1)	2 (-1)
	8	650 (+1)	20 (+1)	1 (-1)	4 (+1)
	9	550 (-1)	20 (+1)	3 (+1)	4 (+1)
	10	550 (-1)	20 (+1)	3 (+1)	2 (-1)
	11	650 (+1)	20 (+1)	3 (+1)	4 (+1)
	12	650 (+1)	20 (+1)	1 (-1)	2 (-1)
	13	550 (-1)	5 (-1)	1 (-1)	2 (-1)
	14	650 (+1)	20 (+1)	3 (+1)	2 (-1)
	15	550 (-1)	5 (-1)	1 (-1)	4 (+1)
	16	550 (-1)	5 (-1)	3 (+1)	4 (+1)
Centre point mixtures	17	600	12.5	2	3
	18	600	12.5	2	3
	19	600	12.5	2	3
	20	600	12.5	2	3

II.2.1.1. Modèles de régression et iso-réponse

Les modèles de régression construits à l'aide de la méthode factorielle du plan d'expériences ont été utilisés pour prédire les valeurs des mélanges 17–20, comme indiqué dans le tableau II. 3. Le tableau II. 4. répertorie les ratios de réponses prédites aux réponses mesurées pour toutes les propriétés à l'état frais et durcies, y compris écoulement d'affaissement, pénétration au cône, limite d'élasticité, f'_{tc7} , f_{iL7} , f'_{tc28} , f'_{iL28} , f'_{cc7} , f_{cL7} , f'_{cc28} , et f'_{cL28} . Ces ratios varient de 0,90 à 1,10, indiquant que les modèles de régression développés peuvent prédire les propriétés des mélanges de mortier sélectionnés avec une précision raisonnable, avec exception du mix 3 pour f'_{tc7} (prédit a mesuré = 0,88) et mélange 4 pour f'_{cc7} (prédit-sur-mesure= 0,89). Globalement, les modèles proposés semblent satisfaisants pour prédire la fluidité, consistance, limite d'élasticité statique, résistance à la flexion et résistance à la compression de échantillons moulés et imprimés à 7 et 28 jours.

Tableau II. 3 : Composition simulée du mélange de mortier.

Simulated Mixture Component	Mix 1	Mix 2	Mix 3	Mix 4
Cement (CEM) [kg/m ³]	620	600	615	635
Fly-ash (FA) [%]	20	20	10	15
Superplasticiser (SP) [kg/m ³]	3.5	3	2.5	4
Basalt fibre (BA) [kg/m ³]	3	3	2.5	1.5

Tableau II. 4 : Rapport des valeurs prédites aux valeurs mesurées.

Properties	Mixture No.	Predicted	Measured	Ratio	Properties	Mixture No.	Predicted	Measured	Ratio
Slump Flow [mm]	1	245.7	253.0	1.02	f'_{tL7} [MPa]	1	9.0	9.2	1.02
	2	236.5	239.5	1.07		2	9.2	9.5	1.03
	3	217.4	212.5	0.96		3	9.3	8.8	0.95
	4	253.5	257.9	1.03		4	8.6	9.1	1.05
Cone Penetration [mm]	1	33.7	34.5	1.03	f'_{cL7} [MPa]	1	43.0	40.6	0.95
	2	30.0	32.1	1.06		2	39.0	36.7	0.94
	3	22.3	21.4	0.95		3	37.7	36.2	0.96
	4	35.2	36.4	1.02		4	45.2	42.6	0.94
Yield stress [Pa]	1	1146.1	1187.3	1.04	f'_{tc28} [MPa]	1	10.0	9.6	0.96
	2	1217.6	1278.9	1.05		2	9.3	9.2	0.99
	3	1327.4	1268.6	0.96		3	9.1	9.4	1.04
	4	894.9	956.3	1.07		4	10.4	9.7	0.93
f'_{tc7} [MPa]	1	8.6	8.1	0.94	f'_{cc28} [MPa]	1	59.0	55.8	0.95
	2	8.2	8.4	1.03		2	52.2	54.6	1.05
	3	8.0	8.6	1.07		3	47.7	49.6	1.04
	4	8.8	8.6	0.98		4	60.7	57.4	0.95
f'_{cc7} [MPa]	1	47.3	51.2	1.08	f'_{tL28} [MPa]	1	11.7	10.6	0.91
	2	42.2	44.8	1.06		2	11.7	11.3	0.97
	3	41.1	44.7	1.09		3	11.8	11.2	0.95
	4	51.0	55.6	1.09		4	10.9	11.4	1.05
f'_{cL28} [MPa]	1	50.1	49.8	0.99					
	2	48.5	46.3	0.96					
	3	46.3	43.9	0.95					
	4	52.0	51.7	0.99					

II.2.1.2. Fonctions de désirabilité pour l'optimisation

Le processus d'évaluation des réponses multiples commence par les transformer en un Métrique singulière par le calcul des scores de désir individuels. Ceci est réalisé par évaluant individuellement chaque réponse et déterminant une représentation numérique de sa désirabilité, puis en maximisant la moyenne géométrique pondérée de tous ces désirs scores. Cette méthode consolide efficacement le problème multi-réponses dans un schéma simplifié évaluation à réponse unique, en fournissant une mesure consolidée du score de désir global.

Si D_1, D_2 et D_3 sont des scores de désir individuels de réponses individuelles mesurées, alors la désirabilité globale est représentée par :

$$D = (D_1 \times D_2 \times D_3 \times \dots \times D_n)^{1/n} \tag{II.1}$$

La désirabilité D est le résultat de la racine nième du produit des exposants de puissance de chaque D_i , où n est le nombre de paramètres pris en compte dans le processus d'optimisation, comme illustré par Équation (II.1) L'optimisation multi-objectifs est réalisée par maximum D pour obtenir le meilleur

Combinaison de paramètres. Le tableau II. 5. résume les objectifs d'optimisation et les valeurs de désirabilité globale pour deux différents ensembles de cibles (Cas 1 et Cas 2).

Tableau II. 5 : Critères et objectifs utilisés pour l'optimisation multi-objectifs.

Criteria	Case 1			Case 2		
	Goal	Weight	Desirability = 0.726	Goal	Weight	Desirability = 0.516
PARAMETERS						
CEM (kg/m ³)	In range	1	650	Minimise	1	614.1
FA (%)	In range	1	11.2	Maximise	2	20
BA (kg/m ³)	In range	1	3	Maximise	1	3
SP (kg/m ³)	In range	1	2	In range	1	4
RESPONSES						
Slump flow [mm]	Maximise	1	235.2	Maximise	2	247.5
Penetration [mm]	In range	1	35.3	In range	1	33.5
Yield stress [Pa]	Maximise	1	1451.9	Maximise	1	1088.3
f_{tc7} [MPa]	In range	1	7.7	In range	1	8.8
f_{tc28} [MPa]	In range	1	9.6	In range	1	10.4
f_{tL7} [MPa]	In range	1	9.2	Maximise	2	9.1
f_{tL28} [MPa]	In range	1	12.2	Maximise	2	11.7
f_{cc7} [MPa]	In range	1	43.4	In range	1	48.1
f_{cc28} [MPa]	In range	1	50.3	In range	1	57.3
f_{cL7} [MPa]	In range	1	37.6	Maximise	1	44.2
f_{cL28} [MPa]	In range	1	48.5	Maximise	1	49.4

Pour chaque cas sont présentés dans le tableau II. 5. Les surfaces de désirabilité et leurs courbes de niveau sont illustrés à la figure II. 1.

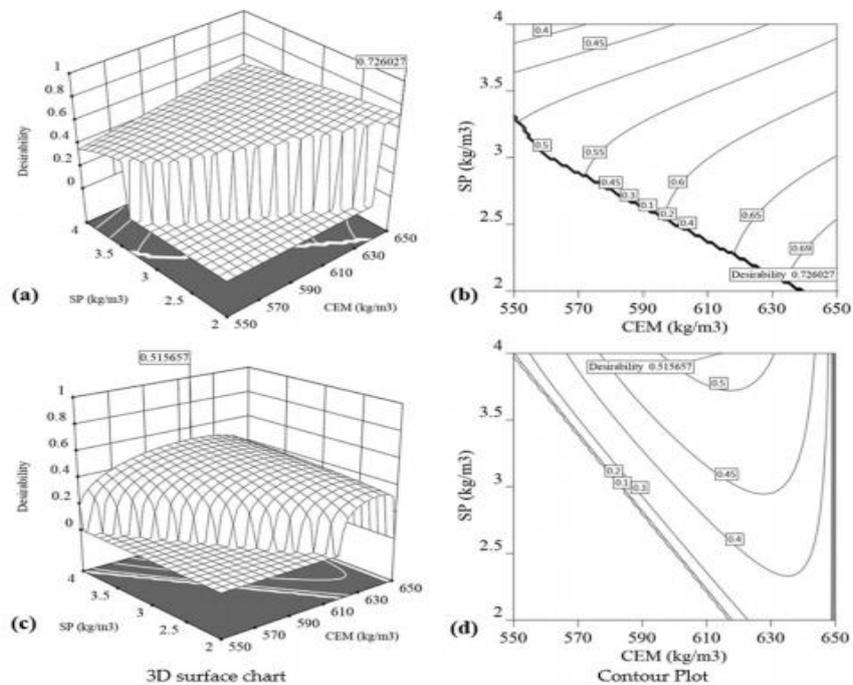


Figure II. 1 : Le diagramme de surface 3D et le tracé de contour de la désirabilité obtenus pour (a, b) Cas 1 et (c, d) Cas 2.

D'après les résultats des cas 1 et 2, on observe que la désirabilité globale la valeur dans le cas 2 diminue de 0,726 à 0,516, rendant le mélange de mortier moins favorable.

Cette comparaison met en évidence le délicat équilibre entre différents paramètres (CEM, FA, BA et SP) et les objectifs fixés dans la procédure d'optimisation multi-objectifs conformément avec le comportement des matériaux prédit par les modèles de régression. L'analyse comparative entre les deux cas sont également en mesure de montrer comment la modification d'un aspect peut avoir un impact sur les résultats finaux de la valeur de désirabilité. On peut donc en déduire que la détermination d'un mélange idéal composition qui équilibre harmonieusement tous les paramètres et satisfait les objectifs fixés sont une tâche complexe qui nécessite une approche structurée et méthodique et un design factoriel, le procédé peut être utilisé pour obtenir une composition de mélange optimisée adaptée à l'impression 3D

II.2.2. Exemple 2 : Caractéristiques physiques et mode de traitement

D'après un travail effectué par [Marouane S et al ; 2016] dans ils ont travaillé sur les outils qualité au service de la recherche par l'optimisation du procédé de valorisation de la biomasse par les plans d'expériences. Le procédé étudié est l'élaboration d'un matériau adsorbant « le charbon actif » ayant une capacité d'adsorption et un rendement massique optimaux, à partir des coquilles de l'arganier (*argania spinosa*), en adoptant un plan factoriel complet à trois facteurs et chaque facteur se caractérise par deux niveaux (voir le tableau II.6), soit un plan de 2^3 essais. Durant cette étude d'optimisation, les facteurs les plus influents sur le procédé de transformation ainsi que leur domaine expérimental ont été définis à l'aide d'une étude univariée.

Tableau II.6: Domaines expérimentaux des facteurs intervenant dans l'élaboration du charbon actif.

Facteurs quantitatifs		
Facteur	Niveau inférieur (-1)	Niveau supérieur (+1)
Temperature de traitement (X1)	200°C	400°C
Temps d'activation (X2)	15min	90min
Facteur qualitatif		
Facteur	Choix 1(L1)	Choix 2 (L2)
Nature de l'acide d'activation(X3)	Acide phosphorique	Acide sulfurique

II.2.2. 1. Modélisation et plan d'expériences

La matrice expérimentale est représentée dans le tableau II.7, selon l'ordre de YATES.

Tableau II.7 : Présentation de la matrice d'expériences selon la notation de YATES

Code matériau	Essai	X1	X2	X3	Y1	Y2
CA1	1	-1	-1	L1	43	90
CA2	2	+1	-1	L1	50	70
CA3	3	-1	+1	L1	39	62
CA4	4	+1	+1	L1	55	80
CA5	5	-1	-1	L2	17	85
CA6	6	+1	-1	L2	28	55
CA7	7	-1	+1	L2	19	58
CA8	8	+1	+1	L2	37	49

II.2.2. 2. Validité du modèle mathématique :

Le résultat du coefficient de détermination R^2 , qui est le rapport entre la variation due au modèle et la variation totale, montre que le modèle à un bon ajustement pour les deux réponses (voir tableau II.8).

Tableau II.8 : Résumé de l'ajustement du modèle mathématique postulé.

Capacité d'adsorption			
R^2	Ecart type résiduel moyenne	Moyenne de la réponse	Nombre d'observations (sommes pondérées)
0,99846	0,687184	35,875	1 6
Rendement			
0,97596	2,910708	68,125	1 6

❖ *Analyse de la variance :*

Les résultats de l'analyse de la variance (Tableau II.9) montre que la valeur expérimentale de Snedecor, qui est le rapport entre le carré du modèle et le carré moyen du résidu, est largement supérieur à la valeur critique [$F_{0.001}(6) = 5,95$, $F_{0.001}(9) = 4,78$] de la distribution F à un niveau de confiance de 99,9% à 6 et 9 degrés de liberté. Par conséquent, la régression est très significative et le modèle pour chaque réponse est jugé conforme.

Tableau II.9 : Analyse de la variance du modèle postulé.

Capacité d'adsorption					
Source	Degrés de liberté	Somme des carrés	Carré moyen	Rapport F	p-value
Modèle	6	2755,50	459,250	972,5294	<0,001
Résidu	9	4,2500	0,472		
Total	15	2759,7500			
Rendement					
Modèle	6	3095,50	515,917	60,8951	<0,001
Résidu	9	76,2500	8,472		
Total	15	3171,7500			

La recherche des conditions opératoires optimales conduisant à l'optimisation de l'élaboration d'un matériau adsorbant ayant des réponses optimales, à l'aide du profileur de réponse (figure II.2) dont la valeur de désirabilité proche de 1 correspond aux valeurs maximales de la capacité d'adsorption et du rendement.

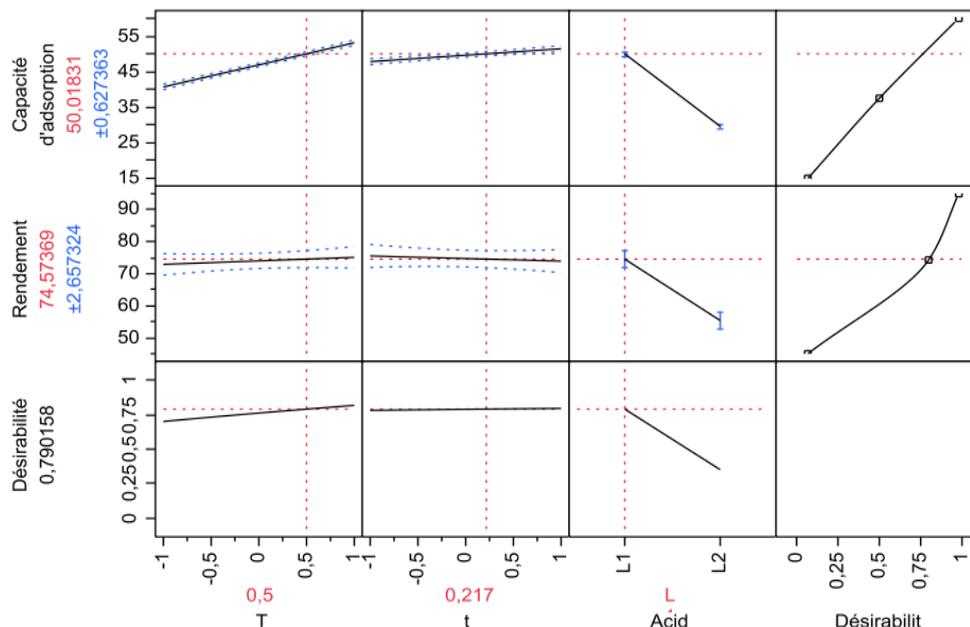


Figure II .2 : Profil de prévision des conditions optimales d’élaboration du matériau adsorbant.

D’après cette étude, la désirabilité est maximale si les conditions opératoires suivantes sont réalisées :

- ✓ T = 0,5 en valeur codée, ce qui correspond à 350°C
- ✓ T = 0,217 en valeur codée, ce qui correspond à 60min
- ✓ L’utilisation de l’acide phosphorique comme agent chimique d’activation.

Mais en comparant ces résultats par ceux trouvés expérimentalement par [Marouane S et al ; 2016] Nous constatons que :

- ✓ Le charbon actif élaboré à 200°C traité pendant 90min est celui qui donne la meilleure capacité d'adsorption.
- ✓ Les 2 acides permettent d’avoir un rendement maximal en charbon actif entre 250°C et 400°C, avec une perte de masse d’environ 50% pour l’échantillon imprégné d’acide phosphorique et d’environ 45% pour l’échantillon imprégné d’acide sulfurique.

II.2.3. Exemple 3 : Caractéristiques mécaniques

D’après un travail effectué par [Jiangwei Bian et al ; 2021] dans ils ont travaillé sur l’analyse et l’optimisation des propriétés mécaniques du béton recyclé à base de caractéristiques globales.

Dans cette étude, ils ont sélectionné les teneurs en granulats grossiers, taille maximale des granulats et la forme de l'agrégat comme variables de conception pour établir l'équation de régression de la contrainte maximale et du module d'élasticité de béton recyclé en utilisant la méthodologie de la surface de réponse.

II.2.3. 1.Optimisation et validation de paramètres caractéristiques du recyclage granulats de béton

Pour améliorer les propriétés mécaniques du béton recyclé, il est nécessaire d'optimiser et d'analyser les caractéristiques des paramètres de l'agrégat et obtenir la meilleure combinaison de ces paramètres. Pour maximiser le pic contrainte et module d'élasticité du béton recyclé sous test de compression uniaxiale, ils ont utilisé le RSM dans cette étude pour obtenir la combinaison optimale de caractéristiques globales paramètres.

II.2.3. 2.Test de simulation basé sur le RSM

Dans cette étude, ils ont établi la relation entre la propriété mécanique du béton recyclé et la caractéristique paramètres des agrégats à l'aide du RSM. D'abord, ils ont choisi la teneur en granulats grossiers, le maximum de la taille de l'agrégat et la forme de l'agrégat comme paramètres, et sélectionné trois valeurs pour chaque paramètre. Les facteurs sont présentés dans le tableau II.10. Deuxièmement, ils ont conçu des agrégats niveaux de facteurs caractéristiques conformes au RSM Box-Behnken schéma de conception expérimentale. Le conçu combinaisons sont présentées dans le tableau II.11. Il y avait 17 combinaisons de différents niveaux de paramètres caractéristiques agrégés.

Tableau II.10 : Tableau des niveaux de facteur.

Factor	-1	0	1
Coarse aggregate content <i>A</i> (%)	30	40	50
Maximum coarse aggregate size <i>B</i> (mm)	16	20	31.5
Coarse aggregate shape <i>C</i>	25% + 75%	50% + 50%	75% + 25%

Tableau II.11 : Combinaison de surface de réponse et résultats d'analyse de la contrainte maximale et du module d'élasticité.

Number	Coarse aggregate content A	Maximum coarse aggregate size B	Coarse aggregate shape C	Peak stress (MPa)	Elastic modulus (MPa)
1	0	0	0	29.94	14582.18
2	0	-1	1	33.68	16039.98
3	0	1	1	29.63	14111.60
4	1	1	0	28.22	13438.14
5	0	0	0	29.94	14258.18
6	-1	0	-1	28.25	13451.63
7	1	0	-1	28.29	13470.67
8	0	1	-1	27.46	13075.53
9	0	0	0	29.94	14258.18
10	-1	-1	0	30.07	14321.40
11	-1	1	0	27.76	13216.97
12	0	-1	-1	30.88	14706.69
13	0	0	0	29.94	14258.18
14	0	0	0	29.94	14258.18
15	-1	0	1	30.46	14505.09
16	1	-1	0	31.29	14899.72
17	1	0	1	30.32	14437.72

Sur cette base, ils ont construit 17 modèles de simulation correspondants et obtenu les propriétés mécaniques du béton recyclé (voir les deux dernières colonnes du tableau II.11).

II.2.3. 3.Analyse de la surface de réponse

Basé sur l'approximation optimale du polynôme de Weierstrass théorème, la plupart des fonctions peuvent être résolues par un polynôme approximation, et l'approximation polynomiale peut traiter de nombreux problèmes non linéaires. Ils ont effectué une analyse d'ajustement de régression multiple sur contrainte maximale et module d'élasticité du béton recyclé,

Tableau II.12 : Résultats de l'analyse de la surface de réponse.

Source of variance	Prob > F	Significance	R-squared	Adj R-squared	Pred R-squared
Peak stress	<0.0001	Significance	0.9651	0.9442	0.8605
Elastic modulus	<0.0001	Significance	0.9654	0.9446	0.8615

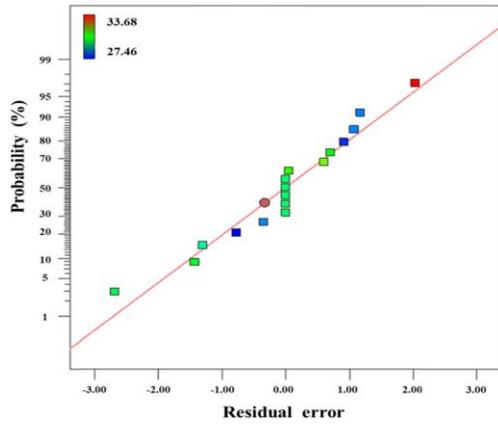


Figure II.3 : Diagramme de distribution de probabilité normale résiduelle de contrainte maximale.

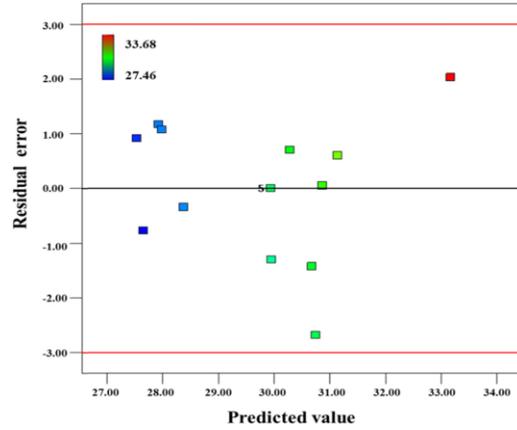


Figure II.4 : Valeur de pic de contrainte prédite et carte de distribution résiduelle.

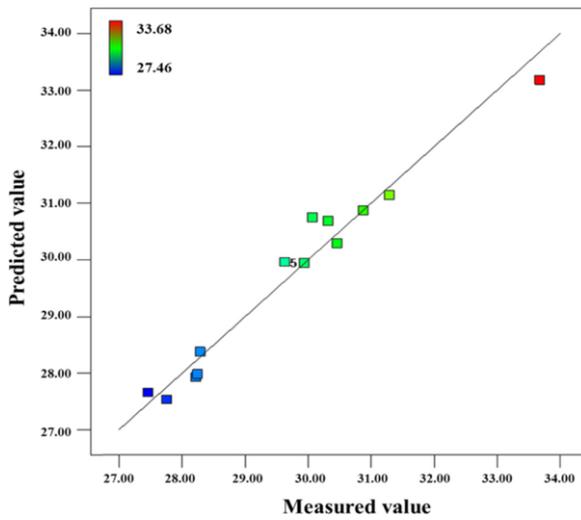


Figure II.5 : Distribution de la contrainte maximale – mesurée et prédite valeurs.

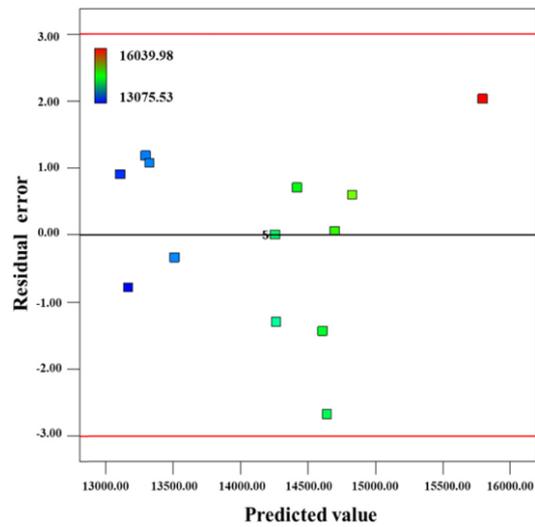


Figure II.6 : Module d'élasticité – prédiction et distribution résiduelle.

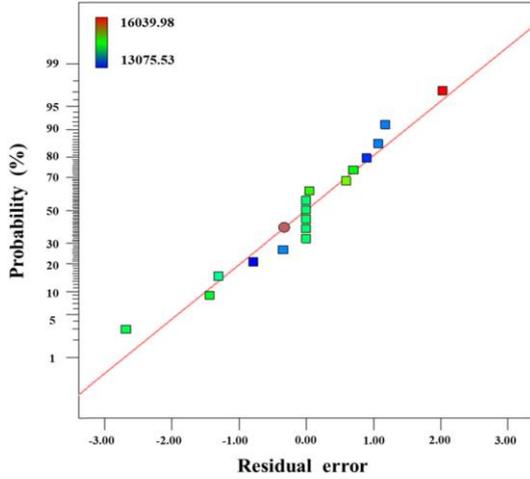


Figure II.7 : Module d'élasticité - distribution de probabilité normale résiduelle diagramme.

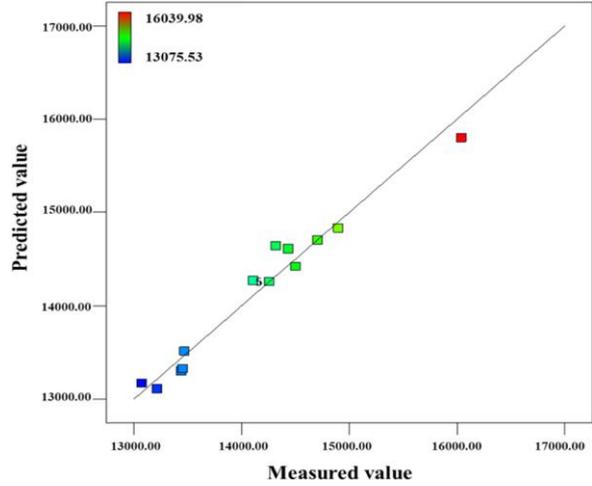
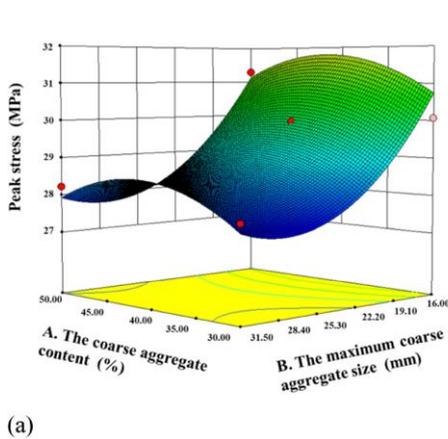
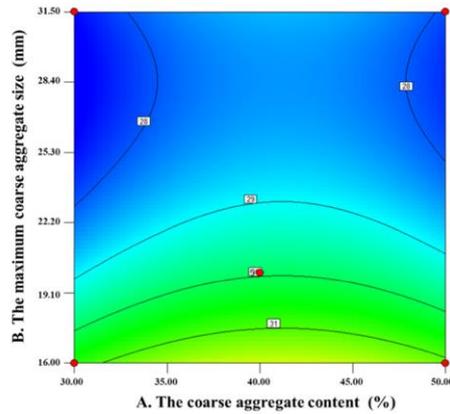


Figure II.8 : Distribution de la valeur mesurée par le module élastique et de la valeur prédite carte.

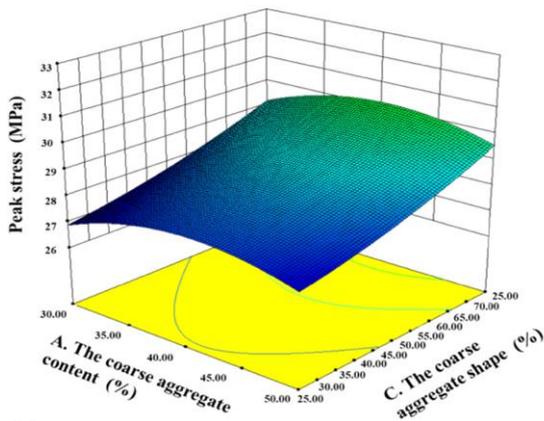


(a)

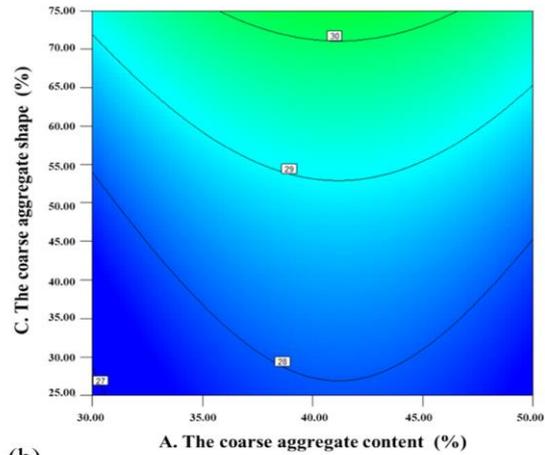


(b)

Figure II. 9 : Interaction de la teneur en granulats grossiers et de la taille maximale des granulats sur la contrainte maximale du béton recyclé. (a) Surface de réponse carte des nuages. (b) Carte de contour.

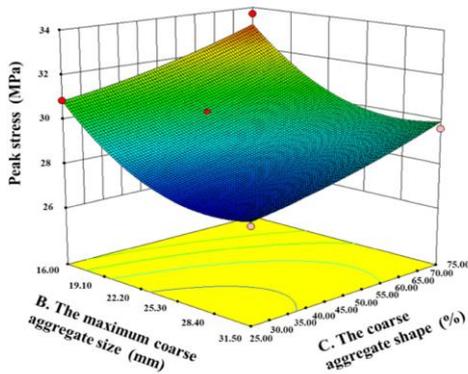


(a)

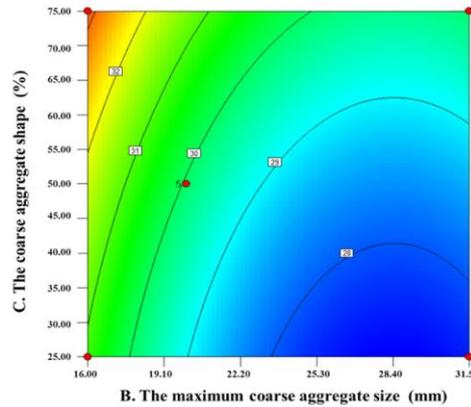


(b)

Figure II. 10 : Interaction de la teneur en granulats grossiers et de la forme des granulats sur la contrainte maximale du béton recyclé. (a) Nuage de surface de réponse carte. (b) Carte de contour



(a)



(b)

Figure II. 11 : Interaction de la taille maximale des granulats et de la forme des granulats sur la contrainte maximale du béton recyclé : (a) Carte des nuages de la surface de réponse. (b) Carte de contour.

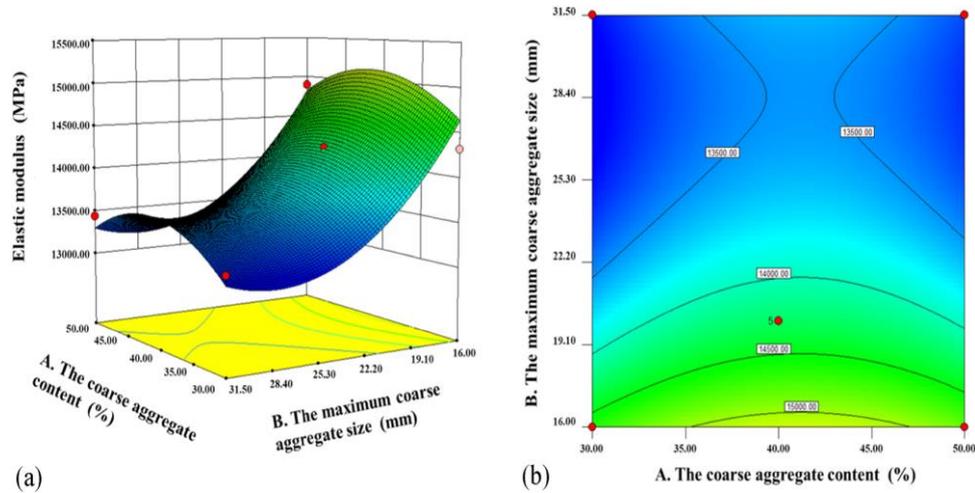


Figure II.12 : Interaction de la teneur en gros granulats et de la taille maximale des granulats sur le module d'élasticité du béton recyclé : (a) Réponse carte des nuages de surface. (b) Carte de contour.

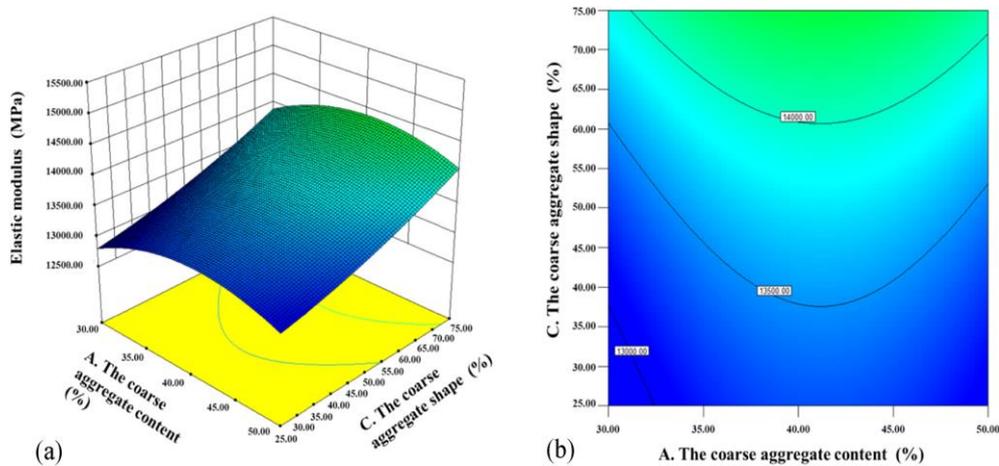


Figure II.13 : Interaction de la teneur en granulats grossiers et de la forme des granulats sur le module d'élasticité du béton recyclé : (a) Nuage de surface de réponse carte. (b) Carte de contour.

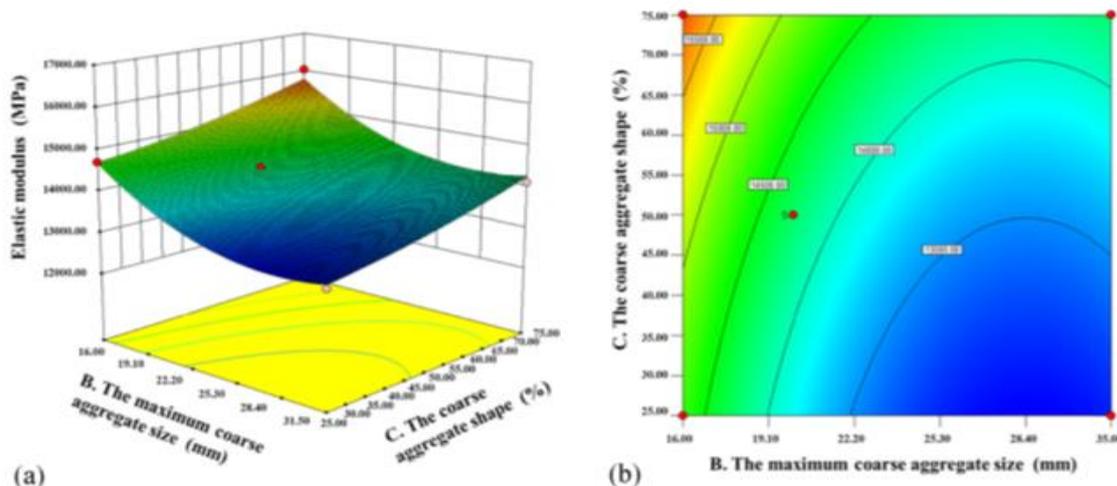


Figure II. 14 : Interaction de la taille maximale des granules et de la forme des granules sur le module d'élasticité du béton recyclé : (a) Carte des nuages de la surface de réponse. (b) Carte de contour.

Après l'analyse des différents résultats de la figure 3 A la figure14 Ils ont optimisé et résolu l'équation objective en utilisant le module d'optimisation dans le logiciel surface de réponse, et obtenu la combinaison optimale de paramètres concernant les propriétés mécaniques du béton recyclé (tableau II.13).

Tableau II.13: Résultats de l'optimisation de la conception de la surface de réponse.

Factor			Result		Appropriateness
Coarse aggregate content (%)	Maximum coarse aggregate size (mm)	Coarse aggregate shape (%)	Peak stress (MPa)	Elastic modulus (MPa)	
45	16	75	33.06	15744.03	0.932

Lorsque la teneur en granules grossiers est 45 %, la taille maximale des agrégats est de 16 mm, et ils sont constitués à 75 % d'agrégats ronds réguliers et à 25 % de polygones irréguliers agrégats, la contrainte maximale théorique de l'optimisation modèle est de 33,06 MPa et le module d'élasticité est 15744,03 MPa. L'expérience de confirmation a été réalisée dans les conditions présentés dans le tableau II.12. Le pic de la contrainte maximale des matériaux recyclés est de 33,41 MPa et le module d'élasticité est de 16 385,53 MPa, qui sont en bon accord avec les résultats de l'optimisation de la conception de la surface de réponse. En référence à la littérature, lorsque la teneur en granules grossiers est de 45 %, là les propriétés mécaniques du béton recyclé atteignent les meilleures.

A travers les valeurs de l'erreur, ils ont constaté que les résultats d'optimisation de la conception par surface de réponse peuvent prédire avec précision les propriétés mécaniques du béton recyclé.

Mais en comparant ces constatations après optimisation par leurs résultats expérimentaux. On peut remarquer que [Jiangwei Bian et al ; 2021], ont pu limité la teneur en granulats grossiers à 40 %, mais l'optimisation a augmenté ce pourcentage jusqu'à 45%.

II.2.4. Exemple 4 : Caractéristiques mécaniques et physique

D'après un travail effectué par [Mubarak Usman Kankia et al ; 2021] dans ils ont travaillé sur l'Optimisation d'un mortier à base de ciment contenant des cendres de boues huileuses par la méthodologie de surface de réponse. Dans cette étude, La méthodologie de surface de réponse (RSM) a été utilisé pour examiner l'influence des cendres de boues huileuses (OSA) et du rapport eau-ciment. Une optimisation numérique a été effectuée pour étudier la formulation du mélange la plus appropriée en améliorant les résistances et en limitant l'absorption d'eau. Un logiciel expert en conception a été utilisé pour la conception expérimentale. Deux variables d'entrée des formulations de mélange du mortier ont été soigneusement choisies. L'OSA allant de 0 à 20 pour cent en poids avec un rapport eau-ciment de 0,4 à 0,8 est indiqué dans le Tableau II.14 . Le Tableau II.15 montre également les formulations mixtes du mortier à base de ciment selon le dimensionnement RSM. Le schéma expérimental consistait en deux variables indépendantes, cinq niveaux et 10 essais expérimentaux. Les résultats de cette étude comprenaient la résistance à la compression, la résistance à la flexion et l'absorption d'eau. Le logiciel a établi dix combinaisons de mélanges pour chaque réponse avec deux duplications aléatoires. Le logiciel a utilisé deux doublons des points centraux pour développer la précision des expériences contre toute erreur possible.

Tableau II.14: Les valeurs non codées et les valeurs codées des différents paramètres.

Notation	Parameter	Unit	Coded Values				
			$-\alpha$	-1	0	+1	$+\alpha$
					Uncoded values		
A	OSA	%	0	5	10	15	20
B	W/C	-	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8

Tableau II.15 : Les Mélanger des formulations de mortier.

Std	Run	Factor 1	Factor 2
		A = OSA (%)	B = W/C
7	1	10	0.4
4	2	15	0.7
10	3	10	0.6
6	4	20	0.6
3	5	5	0.7
1	6	5	0.5
9	7	10	0.6
5	8	0	0.6
2	9	15	0.5
8	10	10	0.8

II.2.4. 1. Résultats :

- Résistance à la compression

Les résultats de résistance à la compression non confinée du mortier à base de ciment incorporant des cendres de boues huileuses à différents rapports eau/ciment à 28 jours. Sont illustré sur la Figure 15.

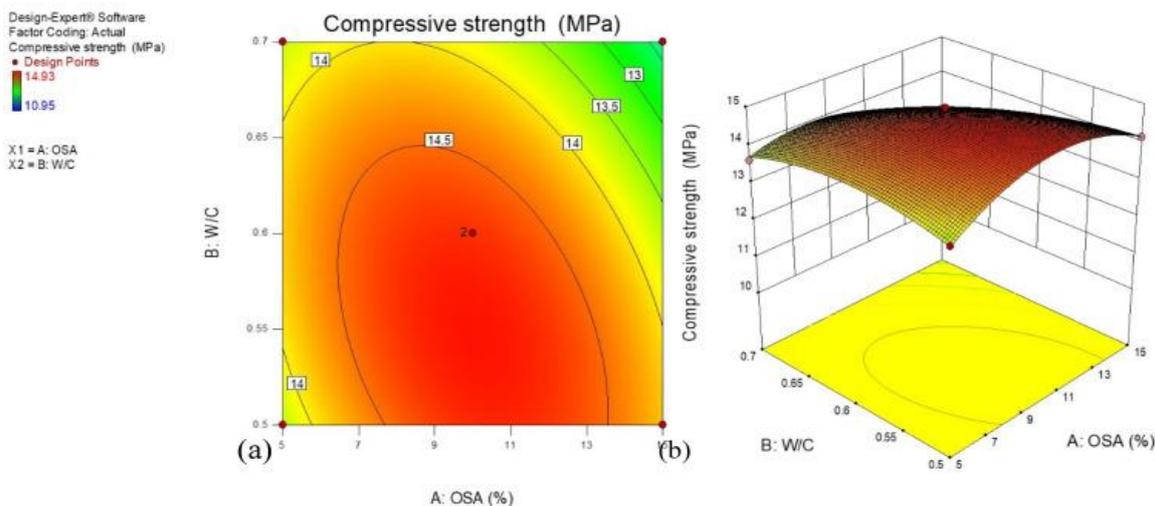


Figure 15: Développement de la résistance à la compression du mortier à base de ciment, (a) Graphiques 2-D des courbes de niveau et (b) 3-D diagramme de surface.

- Résistance à la flexion

La résistance à la flexion du mortier à base de ciment contenant de l'OSA à 28 jours. Sont illustré sur la Figure 16.

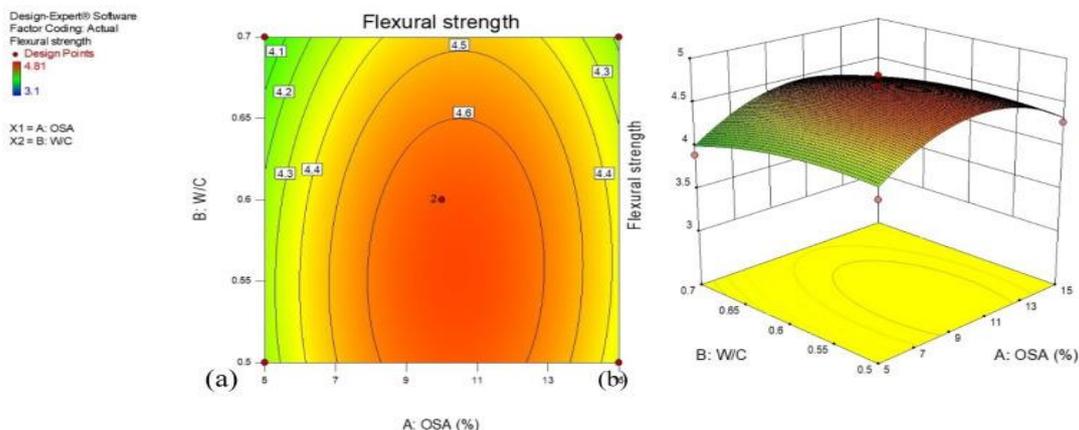


Figure 16 : Résistance à la flexion du mortier à base de ciment, (a) Graphiques 2-D des courbes de niveau et (b) 3-D diagramme de surface.

- Absorption de l'eau

La Figure 17 a affiché les courbes de niveau 2D pour le modèle d'absorption d'eau du mortier contenant de l'OSA. La Figure 17 b illustre le graphique de surface de réponse 3-D, qui explique l'influence des variables d'entrée sur l'absorption d'eau du mortier.

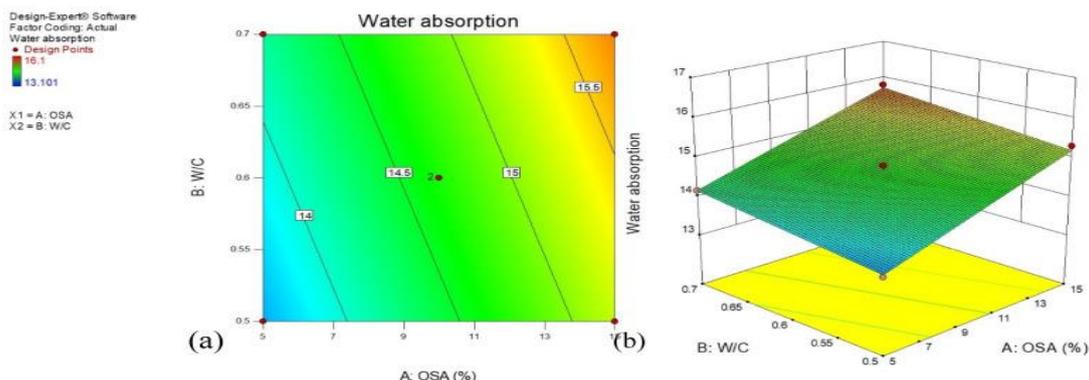


Figure 17 : Absorption de l'eau du mortier à base de ciment, (a) Graphiques 2-D des courbes de niveau et (b) 3-D diagramme de surface.

II.2.4. 2. Interprétation statistique des résultats du test

Le Tableau II. 16. Présente l'analyse de variance pour les modèles de réponse.

Tableau II. 16 : Analyse de variance pour les modèles de réponse.

Responses	Factors	SS	Df	MS	F-Value	p-Value	Remarks
Compressive strength (Mpa)	Model	15.56	5	3.11	155.03	0.0001	Significant
	A-OSA	0.72	1	0.72	35.88	0.0039	
	B-W/C	2.50	1	2.50	124.65	0.0004	
	AB	0.81	1	0.81	40.35	0.0031	
	A ²	11.52	1	11.52	573.90	<0.0001	
	B ²	2.92	1	2.92	145.48	0.0003	
	Lack of Fit	0.041	3	0.014	0.35	0.8107	Not significant
Flexural strength (MPa)	Model	2.68	5	0.54	34.21	0.0022	Significant
	A-OSA	0.055	1	0.055	3.49	0.1351	
	B-W/C	0.11	1	0.11	7.03	0.0568	
	AB	1.225×10^{-3}	1	1.225×10^{-3}	0.078	0.7936	
	A ²	2.38	1	2.38	151.93	0.0002	
	B ²	0.18	1	0.18	11.40	0.0279	
	Lack of Fit	0.055	3	0.018	2.57	0.4232	Not significant
Water absorption (%)	Model	8.18	2	4.09	302.12	<0.0001	Significant
	A-OSA	7.31	1	7.31	540.40	<0.0001	
	B-W/C	0.86	1	0.86	63.85	<0.0001	
	Lack of Fit	0.095	6	0.016	0.30	0.9094	Not significant

Où SS : la somme des carrés ; Df : le degré de liberté, P : la probabilité ; F : valeur statistique de Fisher ; MS : carré moyen.

Dans la Figure 18 des tracés des résultats prédits par rapport aux résultats réels de la résistance à la compression, de la résistance à la flexion et de l'absorption d'eau ont évalué graphiquement la compétence et l'adéquation des variables de réponse.

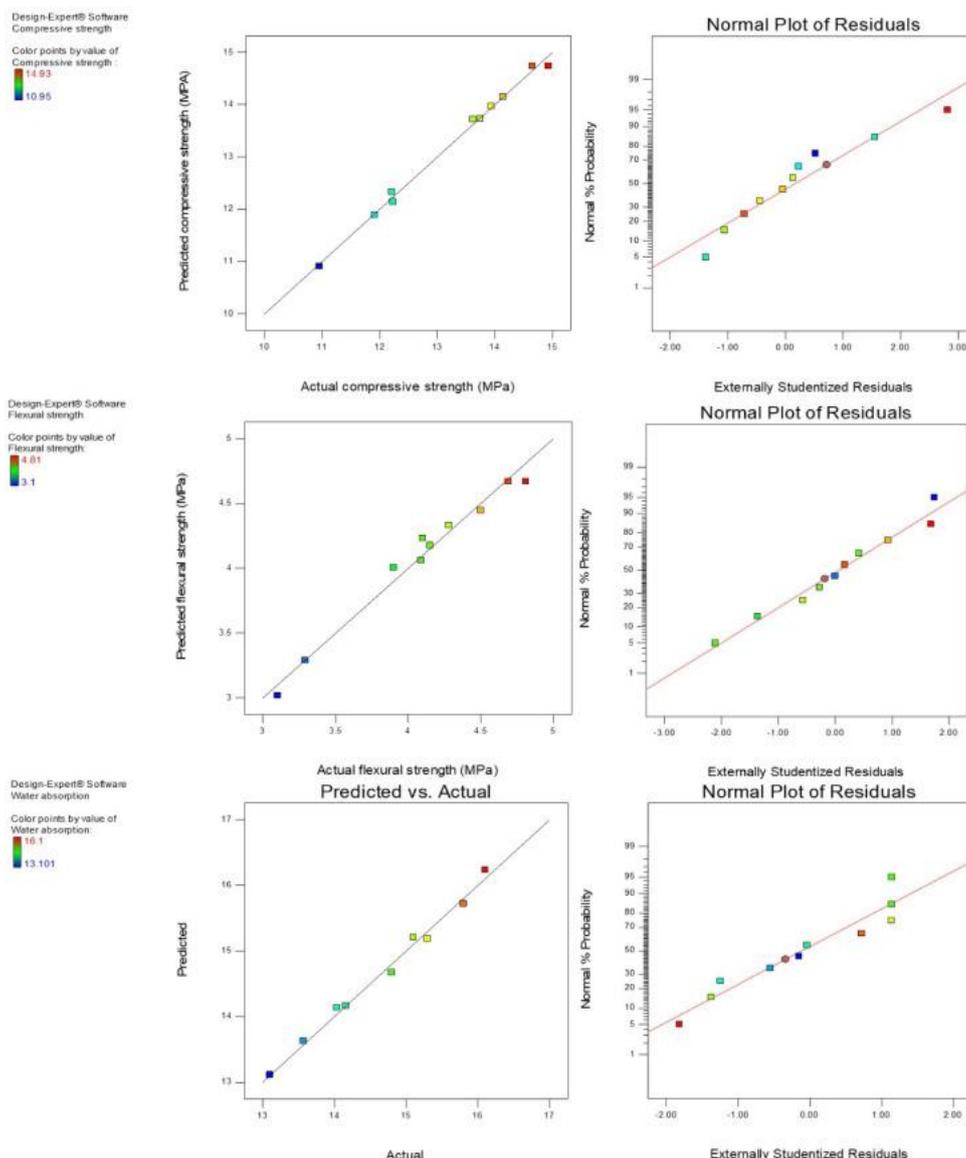


Figure 18 : Graphique prédit vs réel et normal des résidus pour les variables de sortie.

II.2.4. 3. Optimisation et validation

L'étude d'optimisation s'est concentrée sur la reconnaissance des valeurs acceptées des variables d'entrée pour atteindre les objectifs d'optimisation. Les réponses influencées par les facteurs multiples ont été améliorées à l'aide de la méthode de surface de réponse, qui a clarifié le rôle important des variables dépendantes ciblées pour améliorer les variables de réponse. Les résultats d'optimisation numérique pour les modèles développés sont présentés dans le

graphique 3-D Figure 19. Par ailleurs, les variables d'entrée et les variables indépendantes sont présentées graphiquement par les rampes d'optimisation Figure 20.

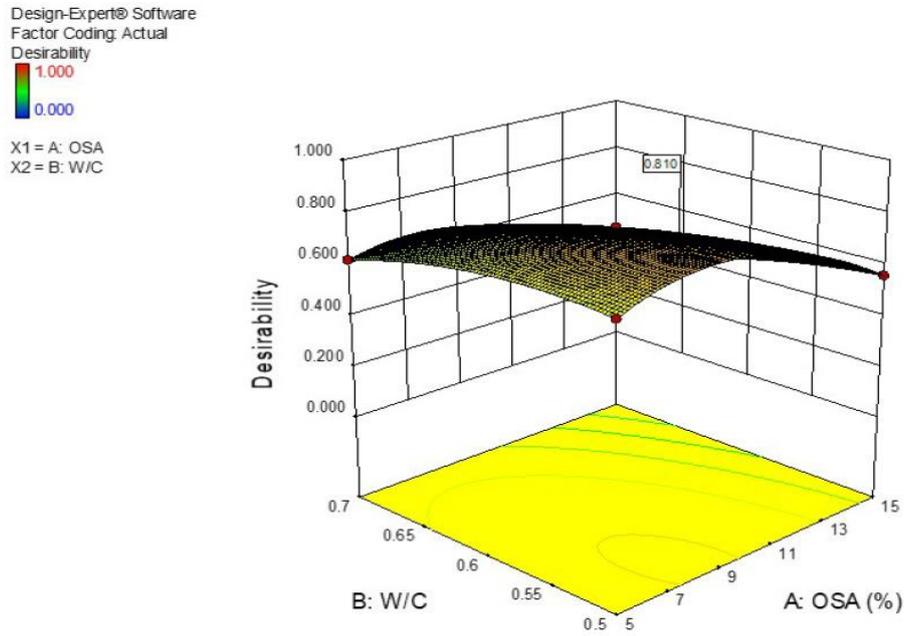


Figure 19 : La combinaison souhaitable d'OSA avec le rapport eau-ciment.

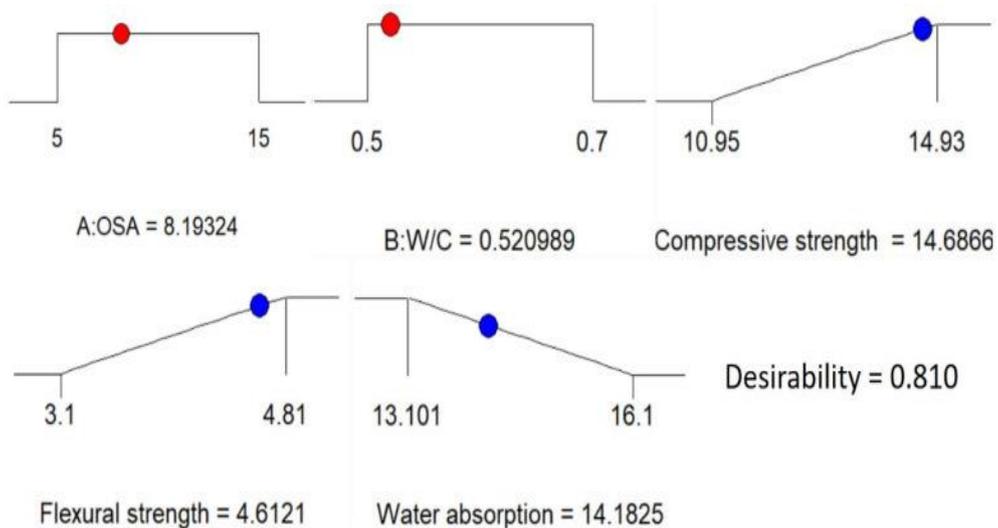


Figure 20 : Rampes d'optimisation du mortier géopolymère.

Pour valider la pertinence des effets d'optimisation, un ensemble supplémentaire d'investigations a été effectué en appliquant la proportion de mélange optimisée et deux autres mélanges pour vérifier la proportion de mélange optimisée. L'erreur dans le laboratoire et les valeurs prédites ont été évaluées à l'aide de l'équation (II.2). Les résultats prédits, les résultats expérimentaux et le pourcentage d'erreur sont présentés dans le Tableau II. 17 . Selon les pourcentages d'erreurs calculés, on peut conclure que les résultats expérimentaux et prédits étaient en excellent accord les uns avec les autres en raison des pourcentages d'erreurs raisonnablement faibles.

$$\text{Error (\%)} = \frac{\text{Experimental model} - \text{predicted model}}{\text{Experimental model}} \times 100\% \quad (\text{II .2})$$

Tableau II. 17 : Validation du modèle.

Réponses	AOS (% en poids)	Rapport E/C	Résultats prévus	Résultats expérimentaux	Erreur (%)
Résistance à la compression (MPa)	8.19	0.52	14.69	15.15	3.1
	5	0.50	13.75	14.31	4.05
	15	0.70	12.21	12.54	2.72
Résistance à la flexion (MPa)	8.19	0.52	4.61	6.90	2.03
	5	0.50	4.1	4.25	3.70
	15	0.70	3,91	4.02	2,79
Absorption de l'eau (%)	8.19	0.52	14.18	14.64	3.24
	5	0.50	13.57	14.22	4.80
	15	0.70	15.80	16.68	5.60

Le résultat de l'étude d'optimisation RSM montre que la meilleure résistance pourrait être obtenue en combinant 8,19 % en poids d'OSA et un rapport E/C de 0,52. Les résultats expérimentaux ont été corrélés avec les résultats prédits et les résultats expérimentaux obtenus étaient proches des résultats de validation.

II .3. Conclusion

Si l'on considère attentivement ce qui a été présenté précédemment, on peut dire que l'utilisation des plans d'expériences peut nous donner des résultats un peu éloignés de la réalité, et peut être le moyen d'éviter parfois l'erreur. Par conséquent, il est conseillé de s'appuyer sur eux avant de passer à l'expérience, en mettant l'accent sur les résultats de l'optimisation par une validation avec des expériences optimales.

CHAPITRE III : L'IMPACT DES PLANS D'EXPERIENCES SUR L'OPTIMISATION DES RESULTATS

III.1. Introduction :

Le choix du plan d'expérience, du modèle ainsi que le nombre des facteurs d'entrée et le nombre des réponses de sortie peuvent avoir un impact important sur l'optimisation des résultats expérimentales. Dans ce troisième chapitre, nous mettrons en évidence l'effet de chaque composant des plans d'expériences sur les résultats expérimentaux.

III.2. Explication de la méthode d'étude :

La méthode que nous allons suivre pour l'étude de l'impact de l'utilisation des plans d'expériences sur les résultats expérimentaux est basée généralement sur la variation d'un composant et mettre les autres constants, en suivant le plan suivant :

- L'effet du type de plan d'expérience ;
- L'effet du modèle ;
- L'effet du nombre de réponses ;
- L'effet du nombre de facteur.

Pour chaque cas d'étude on va se baser sur la partie d'ajustement statistique et l'analyse d'ANOVA, puis on passe à la partie optimisation, pour terminer à la fin par la validation (comparaison).

III.3. Données du cas réel à étudier :

Les données que nous allons utiliser pour réaliser cette étude sont récupérées d'un travail de (PFE) réalisé et soutenu en juin 2022 par les deux masters : **Halaoui Hanane** et **Khamel Imene**, sous le thème « EFFET DE L'INCORPORATION D'UN DECHET PLASTIQUE SUR LES PROPRIETES PHYSICO-MECANQUES D'UN MORTIER AU JEUNE ÂGE » cadrée par Docteur **AIDOUD Assia**.

Dans les résultats sont regroupées dans le tableau III.1 qui suit :

Tableau III.1 : Résultats d'une étude réelle [Halaoui H ; Khamel I ; 2022].

Exp. N°	Experiment Codes	Input variables				Output variables			
		A- DS (%)	B- PLT(%)	C- PLS(%)	D- Age (jours)	σ_c (MPa)	σ_f (MPa)	W. Abs/Immersion (%)	Porosity (%)
1	M _{0/0/7}	100	0	0	7	44,092±1,145	9,587±0,829	9,255±0,092	18,600±0,138
2	M _{10/0/7}	90	10	0	7	16,387±3,523	3,012±0,209	7,944±0,435	14,211±0,689
3	M _{20/0/7}	80	20	0	7	22,133±2,326	3,474±0,302	7,045±0,312	13,204±0,518
4	M _{30/0/7}	70	30	0	7	15,735±1,426	3,012±0,209	7,646±0,425	13,302±0,663
5	M _{0/0/14}	100	0	0	14	41,557±4,914	9,651±0,882	8,963±0,182	18,228±0,331
6	M _{10/0/14}	90	10	0	14	19,89±1,227	3,004±1,046	10,989±0,562	18,641±0,838
7	M _{20/0/14}	80	20	0	14	21,398±3,323	3,201±0,338	10,519±0,042	18,515±0,061
8	M _{30/0/14}	70	30	0	14	12,658±1,343	5,293±5,919	11,109 ±0,036	17,669±0,077
9	M _{0/0/21}	100	0	0	21	39,892±0,721	9,341±0,974	9,142±0,074	18,507±0,046
10	M _{10/0/21}	90	10	0	21	14,3±3,289	1,094±1,234	10,372±0,137	17,848±0,193
11	M _{20/0/21}	80	20	0	21	16,502±1,229	2,373±0,592	10,473±0,326	18,294±0,508
12	M _{30/0/21}	70	30	0	21	13,348±2,072	0,401±0,193	10,676±0,01	17,515±0,063
13	M _{0/0/28}	100	0	0	28	48,705±5,519	9,066±0,558	8,463±0,016	17,297±0,130
14	M _{10/0/28}	90	10	0	28	20,792±1,371	2,824±0,327	10,813±0,18	18,554±0,145
15	M _{20/0/28}	80	20	0	28	21,78±1,650	2,998±0,167	10,537±0,281	18,295±0,053
16	M _{30/0/28}	70	30	0	28	16,91±1,271	3,285±1,160	10,87±0,133	18,146±0,195
17	M _{0/0/7}	100	0	0	7	44,092±1,145	9,587±0,829	9,255±0,092	18,600±0,138
18	M _{0/10/7}	90	0	10	7	29,29±1,146	7,558±0,063	10,486±0,069	19,184±0,119
19	M _{0/20/7}	80	0	20	7	19,768±2,569	6,447±0,162	10,770±0,117	18,101±0,214
20	M _{0/30/7}	70	0	30	7	18,592±1,635	6,064±0,225	11,670±0,051	18,615±0,129
21	M _{0/0/14}	100	0	0	14	41,557±4,914	9,651±0,882	8,963±0,182	18,228±0,331
22	M _{0/10/14}	90	0	10	14	24,872±4,829	5,822±0,312	10,389±0,103	19,038±0,230
23	M _{0/20/14}	80	0	20	14	20,557±3,417	5,018±0,435	11,178±0,074	18,583±0,151
24	M _{0/30/14}	70	0	30	14	20,617±3,053	4,842±0,182	11,188±0,155	18,951±0,270
25	M _{0/0/21}	100	0	0	21	39,892±0,721	9,341±0,974	9,142±0,074	18,507±0,046
26	M _{0/10/21}	90	0	10	21	23,308±0,602	4,687±0,485	11,103±0,336	19,186±0,457
27	M _{0/20/21}	80	0	20	21	19,517±2,843	4,466±0,350	11,488±0,172	18,811±0,203
28	M _{0/30/21}	70	0	30	21	17,277±3,611	4,351±0,411	12,492±0,288	19,742±0,307
29	M _{0/0/28}	100	0	0	28	48,705±5,519	9,066±0,557	8,463±0,016	17,297±0,130
30	M _{0/10/28}	90	0	10	28	17,467±3,334	5,743±0,174	10,279±0,393	17,928±0,678
31	M _{0/20/28}	80	0	20	28	16,305±2,734	5,252±1,397	10,770±0,127	17,937±0,131
32	M _{0/30/28}	70	0	30	28	16,583±3,259	4,690±1,224	11,848±0,089	19,213±0,169
33	M _{0/0/7}	100	0	0	7	44,092±1,146	9,587±0,829	9,255±0,092	18,600±0,138
34	M _{5/5/7}	90	5	5	7	15,888±1,597	2,403±0,016	11,310±0,133	18,854±0,122
35	M _{10/10/7}	80	10	10	7	14,167±2,902	1,762±0,915	11,664±0,269	19,736±0,388
36	M _{15/15/7}	70	15	15	7	11,555±1,850	1,773±0,277	12,671±0,114	20,210±0,244
37	M _{0/0/14}	100	0	0	14	41,557±4,914	9,651±0,882	8,963±0,182	18,228±0,331
38	M _{5/5/14}	90	5	5	14	16,403±2,499	4,023±0,892	9,794±1,014	16,675±1,601
39	M _{10/10/14}	80	10	10	14	15,618±3,163	1,944±0,546	10,343±0,040	17,763±0,129
40	M _{15/15/14}	70	15	15	14	14,077±2,694	2,551±0,121	10,940±0,119	17,794±0,181
41	M _{0/0/21}	100	0	0	21	39,892±0,72	9,341±0,974	9,142±0,074	18,507±0,046
42	M _{5/5/21}	90	5	5	21	17,967±3,44	3,248±0,365	9,756±0,179	17,121±0,204
43	M _{10/10/21}	80	10	10	21	13,638±2,14	1,257±0,980	11,213±0,088	18,881±0,290
44	M _{15/15/21}	70	15	15	21	14,472±1,57	2,498±0,233	10,971±0,058	17,643±0,204
45	M _{0/0/28}	100	0	0	28	48,705±5,519	9,066±0,557	8,463±0,016	17,297±0,130
46	M _{5/5/28}	90	5	5	28	21,447±5,117	3,377±0,459	10,636±0,117	18,650±0,148
47	M _{10/10/28}	80	10	10	28	19,568±1,533	2,536±0,183	11,631±0,141	19,467±0,029
48	M _{15/15/28}	70	15	15	28	13,473±4,906	2,612±0,110	11,395±0,033	18,093±0,204

III.4.1. Effet du plan

Dans cette première partie on va étudier l'effet du choix du plan d'expérience sur les résultats expérimentaux, en gardant le nombre du facteur d'entrée constant (3 facteurs) et le nombre de réponse aussi constant (2 réponse des caractéristiques mécaniques).

Le premier plan utilisé est celui de la surface de réponse RSM, exactement « type composite centré » et le deuxième plan est le plan factoriel à deux niveau et les même facteurs et réponses que le premier.

III.4.1.1. Analyse de la variance : ANOVA

Tableau III.2 : La variance des deux plans.

Réponse	Source	Somme des carrés	df	Carré moyen	F-Valeur	p-Valeur	Remarque
Résistance à la compression	Plan RSM	5797.21	5	1159.44	63.15	< 0.0001	significatif
	Residual	771.15	42	18.36			
	Lack of Fit	440.84	4	110.21	12.68	< 0.0001	significatif
	Pure Error	330.31	38	8.69			
	Cor Total	6568.35	47				
	Plan factoriel	5705.75	9	633.97	9.74	< 0.0001	significatif
	Residual	16646.07	40	416.15			
	Lack of Fit	14173.18	2	7086.59			
	Pure Error	2472.89	38	65.08			
	Cor Total	8178.64	47				
Résistance à la traction par flexion	Plan RSM	351.86	5	70.37	61.04	< 0.0001	significatif
	Residual	48.42	42	1.15			
	Lack of Fit	21.80	4	5.45	7.78	0.0001	significatif
	Pure Error	26.62	38	0.7006			
	Cor Total	400.28	47				
	Plan factoriel	373.65	9	41.52	59.26	< 0.0001	significatif
	Residual	497.06	40	12.43			
	Lack of Fit	470.43	2	235.22			
	Pure Error	26.62	38	0.7006			
	Cor Total	400.28	47				

D'après le Tableau III.2 les F-valeurs des deux plans pour les deux réponses (Rc et Rt/f) impliquent que tous les deux plans sont significatifs, avec des F-valeurs très proche dans le cas

de la réponse Rt/f, mais la F-valeur du plan RSM est très grande par rapport à celle du plan factoriel.

Les p-valeurs inférieures à 0,0500 indiquent que les termes du plan sont significatifs. On remarque alors que :

- Pour le plan RSM sauf deux (Rc) et quatre (Rt/f) termes du modèle sont significatifs et trois (Rc) et un seul (Rt/f) termes sont non significatifs, soit 40% (Rc) et 80% (Rt/f). Par contre pour le plan factoriel aucun terme (Rc) et deux (Rt/f) termes du modèle sont significatifs et trois (Rc) et un seul (Rt/f) termes sont non significatifs, soit 0% (Rc) et 67% (Rt/f).

Donc on peut conclure d'après l'analyse de l'ANOVA que le plan RSM est le plus adapté que le plan factoriel.

III.4.1.2. Statistiques d'ajustement :

Tableau III.3 : Statistique d'ajustement des deux plans.

Résistance à la compression	Plan RSM	Std. Dev.	4.28	R ²	0.8826
		Mean	24.31	Adjusted R ²	0.8686
		C.V. %	17.62	Predicted R ²	0.8531
				Adeq Precision	19.0101
	Plan factoriel	Std. Dev.	8.07	R ²	0.6976
		Mean	27.62	Adjusted R ²	0.6260
		C.V. %	29.20	Predicted R ²	0.4717
				Adeq Precision	8.2504
Résistance à la traction par flexion	Plan RSM	Std. Dev.	1.07	R ²	0.8790
		Mean	5.04	Adjusted R ²	0.8646
		C.V. %	21.31	Predicted R ²	0.8321
				Adeq Precision	20.2958
	Plan factoriel	Std. Dev.	0.8370	R ²	0.9335
		Mean	5.04	Adjusted R ²	0.9177
		C.V. %	16.61	Predicted R ²	0.8827
				Adeq Precision	19.7266

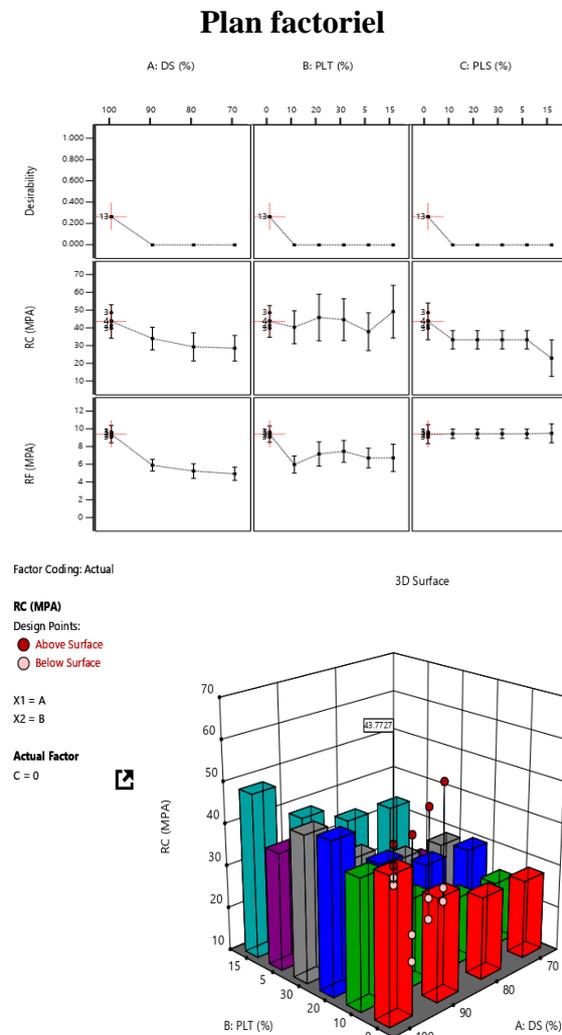
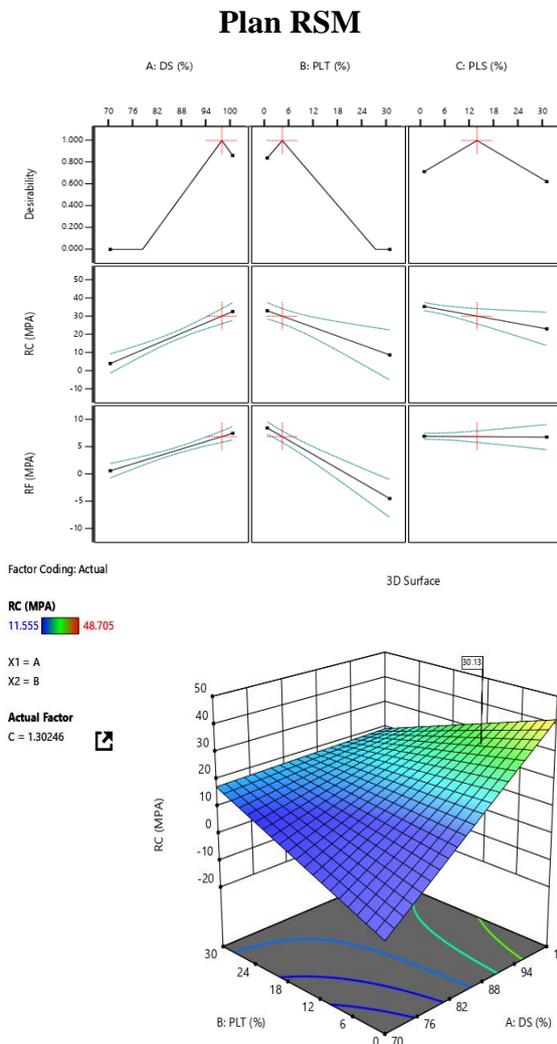
D'après le Tableau III.3 les valeurs du coefficient de détermination R² marque des valeurs variables, où sa valeur du plan RSM est plus proche à 1 pour (Rc) que celle du plan factoriel. Par contre pour (Rt/f) celle du plan factoriel est la plus proche à 1, mais celle du plan RSM n'est pas assez loin du 1 que dans le cas du plan factoriel pour (Rc).

Toutes les R² prédites des deux plans et pour les deux réponses sont en accord raisonnable avec leur R² ajustés; c'est-à-dire que la différence entre eux est inférieure à 0,2.

Les rapport « Adeq Precision » qui mesure le rapport signal sur bruit pour les deux plans et pour les deux réponses sont tous supérieur à 4. Mais celui du plan factoriel pour (Rc) est plus petit que celui du plan RSM. Alors le plan RSM peut être le mieux a utilisé pour naviguer dans l'espace de conception.

III.4.1.3. Optimisation :

La recherche des conditions opératoires optimales conduisant à l'optimisation de l'élaboration de notre éco-matériau ayant des réponses optimales, à partir des deux plans établis, s'est faite à l'aide du profileur de réponse (figure III.1 pour Rc et Rt/f) dont la valeur de désirabilité proche de 1 ou égale 1 correspond aux valeurs cibles de chaque réponse (Rc ; Rt/f).



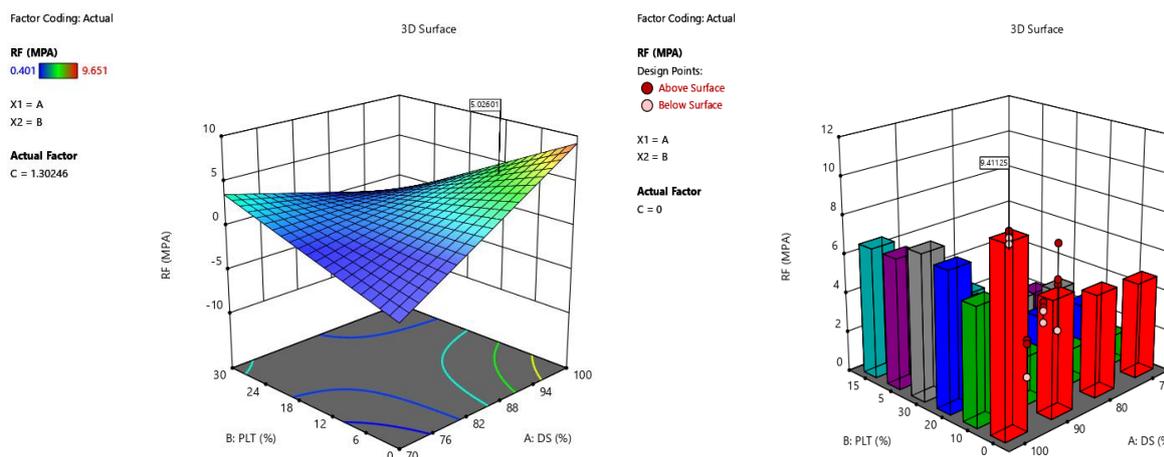


Figure III.1 : la désirabilité et les surfaces 3D des deux réponses pour les deux plans.

Tableau III.4 : La solution choisie pour les deux plans.

Plan	DS	PLT	PLS	Rc	Rt/f	Désirabilité	Solution
Factoriel	100	0	0	43.773	9.411	0.117	choisie
RSM	96.578	8.924	2.826	30.130	5.026	1.000	choisie

Le plus remarquable au tableau III.4 et à la figure III.1 c'est que pour le RSM la désirabilité est 1 pour la solution choisie, tandis que la désirabilité de la solution choisie pour le plan factoriel est très loin de 1. En plus si on compare le coter valorisation des déchets qui est l'objectif du travail étudiant, on peut remarquer que la solution choisie du plan RSM contient des pourcentages pour les deux déchets. Par contre celle du plan factoriel ne contient pas. Alors on conclut que le plan RSM est plus adapté pour ce travail.

III.4.1.4. Validation (Comparaison)

La relation fonctionnelle entre la variable de sortie (les réponses Rc, Rt/f, W et P) et les variables d'entrées (les facteurs DS, PLT, PLS et l'âge) a été exprimé avec des coefficients de détermination correspondant à chaque réponse comme il est montré pour chaque partie de ce chapitre. Ces coefficients de détermination correspondant à la précision de régression. Pour chaque partie le modèle adapté à partir de l'analyse statistique peut être utilisé pour prédire la réponse en fonction des facteurs étudiés.

Dans cette partie on va comparer les résultats des réponses étudiés, en utilisant les équations mathématiques de régression pour le calcul de chaque réponse aux résultats expérimentales. On a choisi la première réponse (Rc) pour la comparaison de l'effet du plan choisi.

Dont le modèle de régression est le suivant :

$$RC=16,99+3,21 DS -2,38PLT-12,65(DS \times PLT) -11,41(DS \times PLS) -4,27(PLT \times PLS) \quad (III.1)$$

Après le calcul de la différence entre les Rc (optimisées) et les Rc expérimentales (Voir annexe).

On remarque que cette différence par rapport aux écarts types présente: 25% des valeurs très élevés, 17% des valeurs légèrement élevés et 58% des valeurs très compatible.

Le plus remarquable c'est que les 25% des valeurs non compatibles sont celles des mortiers témoins c-à-d qui présentent des pourcentages nuls des deux déchets (PLT et PLS), donc l'élimination de l'effet de ces deux facteurs.

III.4.2. Effet du modèle :

Dans cette deuxième partie et après le choix du plan quand vas utiliser, on va passer à l'étude de l'effet du choix du modèle sur les résultats expérimentaux, en gardant le nombre du facteur d'entrée constant (4 facteurs) et le nombre du réponse aussi constant (2 réponse des caractéristiques mécaniques).

Le plan utilisé est celui de la surface de réponse RSM, exactement « type composite centré ».

III.4.2.1. Analyse de la variance : ANOVA

Tableau III.5 : La variance des quatre modèles.

Réponse	Source	Somme des carrés	df	Carré moyen	F-Valeur	p-Valeur	Remarque
Résistance à la compression	Modèle quadratique	5867.19	9	651.91	35.33	< 0.0001	significatif
	Residual	701.17	38	18.45			
	Lack of Fit	701.17	30	23.37	1.753E+09	< 0.0001	significatif
	Pure Error	1.067E-07	8	1.333E-08			
	Cor Total	6568.35	47				
	Model cubique	6436.30	18	357.57	78.53	< 0.0001	significatif
	Residual	132.05	29	4.55			
	Lack of Fit	132.05	21	6.29	4.716E+08	< 0.0001	significatif
	Pure Error	1.067E-07	8	1.333E-08			
	Cor Total	6568.35	47				
	Model Quartique	6512.06	27	241.19	85.68	< 0.0001	significatif

	Residual	56.30	20	2.81			
	Lack of Fit	56.30	12	4.69	3.519E+08	< 0.0001	significant
	Pure Error	1.067E-07	8	1.333E-08			
	Cor Total	6568.35	47				
	Model cinquième	6562.64	34	193.02	439.22	< 0.0001	significant
	Residual	5.71	13	0.4395			
	Lack of Fit	5.71	5	1.14	8.569E+07	< 0.0001	significant
	Pure Error	1.067E-07	8	1.333E-08			
	Cor Total	6568.35	47				
Résistance à la traction par flexion	Modèle quadratique	355.57	9	39.51	33.58	< 0.0001	significant
	Residual	44.71	38	1.18			
	Lack of Fit	44.71	30	1.49			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	400.28	47				
	Model cubique	385.48	18	21.42	41.98	< 0.0001	significant
	Residual	14.80	29	0.5102			
	Lack of Fit	14.80	21	0.7045			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	400.28	47				
	Model Quartique	394.00	27	14.59	46.49	< 0.0001	significant
	Residual	6.28	20	0.3139			
	Lack of Fit	6.28	12	0.5231			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	400.28	47				
	Model cinquième	396.48	34	11.66	39.95	< 0.0001	significant
	Residual	3.79	13	0.2919			
Lack of Fit	3.79	5	0.7589				
Pure Error	0.0000	8	0.0000				
Cor Total	400.28	47					

D'après le Tableau III.5 les F-valeurs des quatre modèles pour les deux réponses (Rc et Rt/f) impliquent que tous les quatre modèles sont significatifs, avec des F-valeurs croissantes proportionnellement à l'augmentation du modèle. Sauf pour la F-valeur du modèle cinquième concernant Rt/f qui diminue par rapport à celle du modèle quadratique.

Les p-valeurs inférieures à 0,0500 indiquent que les termes du modèle sont significatifs. On remarque alors que :

- Pour le modèle quadratique sauf deux (Rc) et quatre (Rt/f) termes du modèle sont significatifs et sept (Rc) et cinq (Rt/f) termes sont non significatifs, soit 22% (Rc) et 44% (Rt/f), donc la réduction du modèle peut améliorer notre modèle.
- Pour le modèle cubique douze (Rc) et dix (Rt/f) termes du modèle sont significatifs et six (Rc) et huit (Rt/f) termes sont non significatifs, soit 67% (Rc) et 56% (Rt/f).
- Pour le modèle quadrique douze (Rc) et neuf (Rt/f) termes du modèle sont significatifs et quinze (Rc) et dix-huit (Rt/f) termes sont non significatifs, soit 44% (Rc) et 33% (Rt/f), donc la réduction du modèle peut améliorer notre modèle. Ce qui est clairement juste pour le modèle cubique.
- Pour le modèle cinquième trente et un (Rc) et huit (Rt/f) termes du modèle sont significatifs et trois (Rc) et vingt-six (Rt/f) termes sont non significatifs, soit 91% (Rc) et 23% (Rt/f).

Les F-valeurs d'absence d'ajustement des quatre modèles impliquent que l'absence d'ajustement pour tous les quatre modèles sont significatifs, avec des F-valeurs d'absence d'ajustement décroissante proportionnellement au augmentation du modèle. Mais le manque d'ajustement important du premier modèle (quadratique) lui met dans un état de doute d'adaptation.

III.4.2.2. Statistiques d'ajustement :

Tableau III.6 : Statistique d'ajustement des quatre modèles.

Résistance à la compression	Modèle quadratique	Std. Dev.	4.30	R ²	0.8933
		Mean	24.31	Adjusted R ²	0.8680
		C.V. %	17.67	Predicted R ²	0.8328
				Adeq Precision	16.1873
	Modèle cubique	Std. Dev.	2.13	R ²	0.9799
		Mean	24.31	Adjusted R ²	0.9674
		C.V. %	8.78	Predicted R ²	0.9264
				Adeq Precision	27.5246
	Modèle Quartique	Std. Dev.	1.68	R ²	0.9914
		Mean	24.31	Adjusted R ²	0.9799
		C.V. %	6.90	Predicted R ²	0.8514
				Adeq Precision	28.3615
	Modèle Cinquième	Std. Dev.	0.6629	R ²	0.9991
		Mean	24.31	Adjusted R ²	0.9969
		C.V. %	2.73	Predicted R ²	0.8381
				Adeq Precision	65.7129
Résistance à la traction par flexion	Modèle quadratique	Std. Dev.	1.08	R ²	0.8883
		Mean	5.04	Adjusted R ²	0.8618
		C.V. %	21.53	Predicted R ²	0.8140

				Adeq Precision	16.9396
Modèle cubique	Std. Dev.	0.7143	R²	0.9630	
	Mean	5.04	Adjusted R²	0.9401	
	C.V. %	14.18	Predicted R²	0.8205	
			Adeq Precision	19.1019	
Modèle Quartique	Std. Dev.	0.5602	R²	0.9843	
	Mean	5.04	Adjusted R²	0.9631	
	C.V. %	11.12	Predicted R²	0.7109	
			Adeq Precision	20.1460	
Modèle Cinquième	Std. Dev.	0.5403	R²	0.9905	
	Mean	5.04	Adjusted R²	0.9657	
	C.V. %	10.72	Predicted R²	-3.1248	
			Adeq Precision	19.6192	

D'après le Tableau III.6 :

Les valeurs du coefficient déterminant R^2 augmente avec l'augmentation du modèle pour les deux réponses.

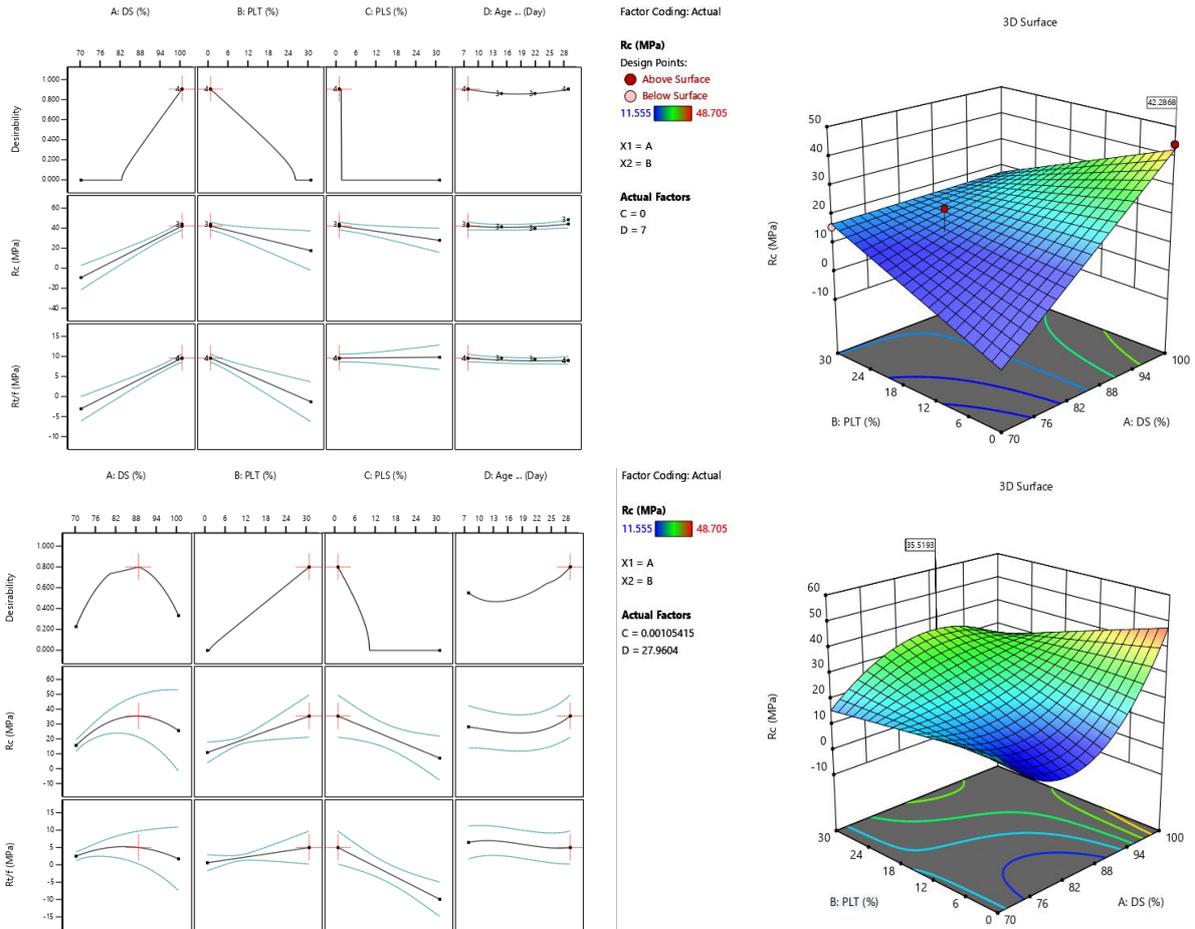
Presque les R^2 prédites de tous les modèles pour les deux réponses sont en accord raisonnable avec leur R^2 ajustés; c'est-à-dire que la différence entre eux est inférieure à 0,2. Sauf pour la réponse Rt/f, le R^2 prédit du modèle quartique n'est pas aussi proche du R^2 ajusté qu'on pourrait normalement s'y attendre ; c'est-à-dire que la différence est supérieure à 0,2. Cela peut indiquer un effet de bloc important ou un problème possible avec notre modèle et/ou nos données. Les éléments à prendre en compte sont la réduction du modèle, la transformation de la réponse, les valeurs aberrantes, etc. En plus le R^2 prédit du modèle cinquième est négatif implique que la moyenne globale peut être un meilleur prédicteur de notre réponse que le modèle actuel. Dans certains cas, un modèle d'ordre supérieur peut également prédire mieux.

Les rapport « Adeq Precision » qui mesure le rapport signal sur bruit pour tous les modèles et pour les deux réponses sont tous supérieur à 4. Donc ils sont souhaitables et indique un signal adéquat. Alors ces modèles peuvent être utilisés pour naviguer dans l'espace de conception.

A la fin on peut conclure que les deux modèles (quadratique et cubique) sont considérés statistiquement significatives. En d'autres termes, plus le R^2 approche à la valeur 1, le modèle est compatible avec les valeurs réels (expérimentales).

III.4.2.3. Optimisation

La recherche des conditions opératoires optimales conduisant à l'optimisation de l'élaboration de notre éco-matériau ayant des réponses optimales, à partir des 4 modèles établis, s'est faite à l'aide du profileur de réponse (figure III.2 pour Rc par exemple) dont la valeur de désirabilité proche de 1 ou égale 1 correspond aux valeurs cibles de chaque réponse (Rc ; Rt/f).



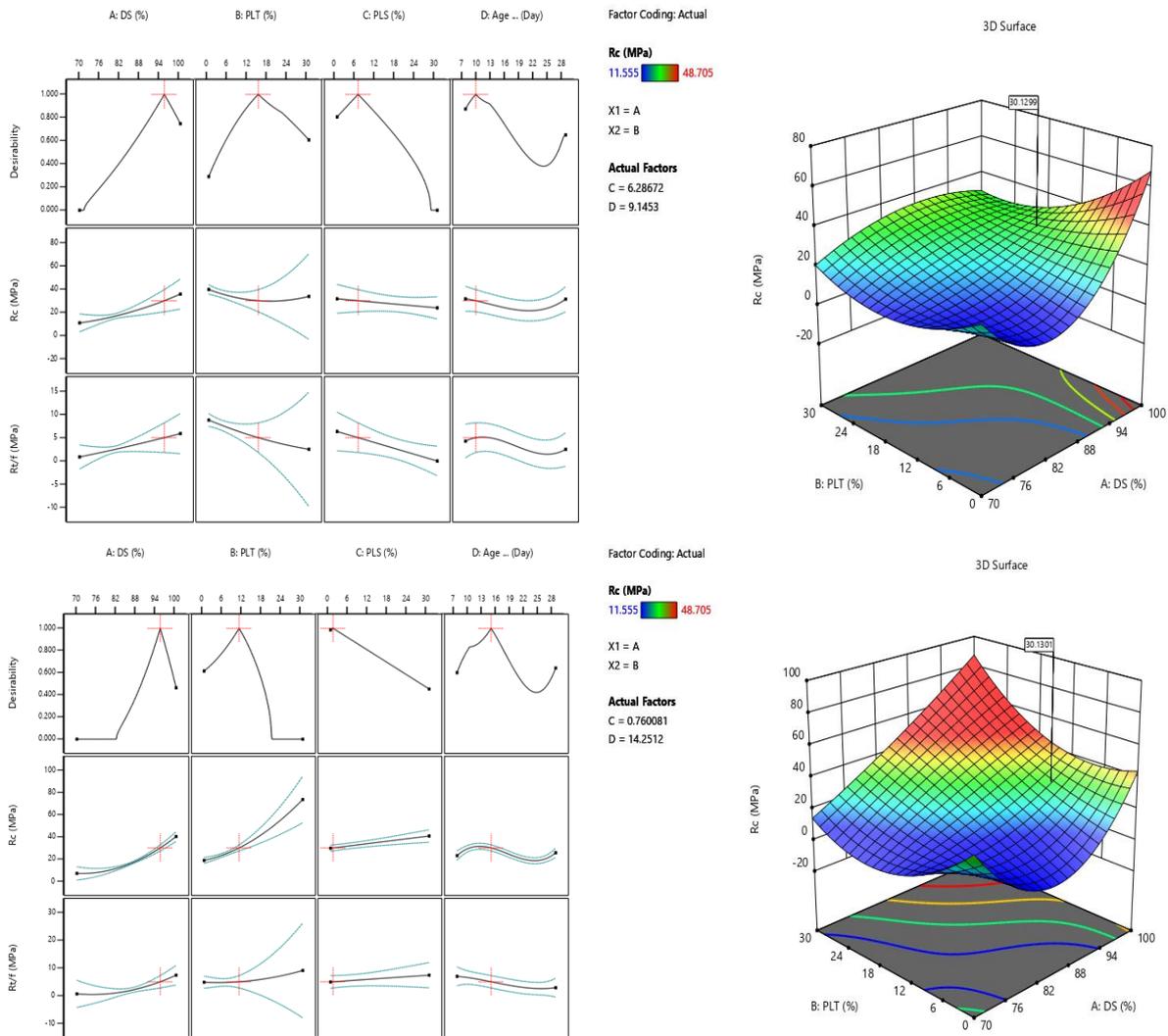


Figure III.2 : la désirabilité des deux réponses et les surfaces 3D de la réponse Rc pour les quatre modèles de RSM.

Tableau III.7 : La solution choisie pour chaque modèle du plan RSM.

Modèle	DS	PLT	PLS	Age	Rc	Rt/f	Désirabilité	Solution
Quadratique	100.000	0.000	0.000	7.000	42.287	9.646	0.909	choisie
Cubique	99.999	15.247	1.576	28.000	35.529	5.026	0.803	choisie
Quartique	95.197	14.857	6.287	9.145	30.130	5.026	1.000	choisie
Cinquième	95.188	10.659	0.760	14.251	30.130	5.026	1.000	choisie

Si on se base notre comparaison sur la désirabilité, on remarque que les deux derniers modèles (quartique, cinquième) sont les plus adaptés. Mais en revenant à la conclusion d'ajustement statistique, ils sont déjà considérés non adaptés. Et de même pour le modèle quadratique qui ne

sera pas choisi pour la même cause déjà expliquer dans la partie d'ajustement statistique ci-dessus, malgré que sa désirabilité est plus élevée que celle du modèle cubique. A la fin ont choisi le modèle cubique.

III.4.2.4. Validation (Comparaison)

Dans cette partie on va comparer les résultats des réponses étudiés, en utilisant les équations mathématiques de régression pour le calcul de chaque réponse aux résultats expérimentales. On a choisi toujours la première réponse (Rc) pour la comparaison de l'effet du modèle choisi.

Dont le modèle de régression est le suivant :

$$\begin{aligned} R_c = & 15,75 + 1,92DS - 4,05PLT - 1,95Age - 14,81(DS \times PLT) + 0,0432(DS \times PLS) - \\ & 0,7340(DS \times Age) - 13,62(PLT \times PLS) + 4,17(PLT \times Age) + 3,71Age^2 - 10,65(DS \times PLT \times PLS) + \\ & 0,6081(DS \times PLT \times Age) - 3,06(DS \times PLS \times Age) + 2,80(PLT \times PLS \times Age) - 21,49(DS^2 \times PLT) - \\ & 7,13(DS^2 \times PLS) + 4,37(DS \times Age^2) + 3,16(PLT \times Age^2) + 3,61Age^3 \end{aligned} \quad (III.2)$$

Après le calcul de la différence entre les Rc (optimisées) et les Rc expérimentales (Voir annexe). On remarque que cette différence par rapport aux écarts types présente: 25% des valeurs très élevés, 23% des valeurs légèrement élevés et 52% des valeurs très compatibles.

Le plus remarquable toujours c'est que les 25% des valeurs non compatibles sont celles des mortiers témoins c-à-d qui présentent des pourcentages nuls des deux déchets (PLT et PLS), donc l'élimination de l'effet de ces deux facteurs. Mais l'élévation des pourcentages des valeurs légèrement élevés est due sûrement à l'effet du modèle choisi.

III.4.3. Effet du nombre de réponses :

Dans cette troisième partie et après le choix du plan et du modèle quand vas utiliser, on va passer à l'étude de l'effet du choix du nombre de réponses sur les résultats expérimentaux, en gardant le nombre du facteur d'entrée constant (4 facteurs) et en variant le nombre du réponse (d'une réponse à quatre réponses).

III.4.3.1. Analyse de la variance : ANOVA

Tableau III.8 : La variance du modèle cubique selon le nombre de réponse.

Réponse	Source	Somme des carrés	df	Carré moyen	F-Valeur	p-Valeur	Remarque
Résistance à la compression	(Une, Trois, Quatre) réponses	6436.29	18	357.57	78.53	< 0.0001	significatif
	Residual	132.05	29	4.55			
	Lack of Fit	132.05	21	6.29			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	6568.34	47				
	Deux réponses	6436.30	18	357.57	78.53	< 0.0001	significatif
	Residual	132.05	29	4.55			
	Lack of Fit	132.05	21	6.29	4.716E+08	< 0.0001	significatif
	Pure Error	1.067E-07	8	1.333E-08			
	Cor Total	6568.35	47				
Résistance à la traction par flexion	(Une, Deux, Trois, Quatre) réponses	385.48	18	21.42	41.98	< 0.0001	significatif
	Residual	14.80	29	0.5102			
	Lack of Fit	14.80	21	0.7045			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	400.28	47				
Absorption par immersion totale	(Une, Deux, Trois, Quatre) réponses	61.20	18	3.40	7.20	< 0.0001	significatif
	Residual	13.70	29	0.4724			
	Lack of Fit	13.70	21	0.6524			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	74.90	47				
Porosité	(Une, Deux, Trois, Quatre) réponses	62.25	18	3.46	3.78	0.0007	significatif
	Residual	26.51	29	0.9140			
	Lack of Fit	26.51	21	1.26			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	88.76	47				

D'après le Tableau III.8 On remarque clairement que les F-valeurs ne s'influencent pas en fonction du nombre de réponse, et leurs valeurs sont constance pour chaque réponse.

Les p-valeurs inférieures à 0,0500 indiquent que les termes du modèle utilisé (cubique) sont significatifs. On remarque que le nombre des termes significatifs et non significatifs ne change pas avec le nombre des réponses pour chaque réponse.

- Pour (Rc) douze termes du modèle sont significatifs et six termes non significatifs (soit 33%).
- Pour (Rt/f) neuf termes du modèle sont significatifs et neuf termes non significatifs (soit 50%).
- Pour (W, P) sept termes du modèle sont significatifs et onze termes non significatifs (soit 61%).

III.4.3.2. Statistiques d'ajustement :

Tableau III.9 : Statistique d'ajustement du modèle cubique selon le nombre de réponse.

Résistance à la compression	(Une, Deux, Trois, Quatre) réponses	Std. Dev.	2.13	R ²	0.9799
		Mean	24.31	Adjusted R ²	0.9674
		C.V. %	8.78	Predicted R ²	0.9264
				Adeq Precision	27.5246
Résistance à la traction par flexion	(Une, Deux, Trois, Quatre) réponses	Std. Dev.	0.7143	R ²	0.9630
		Mean	5.04	Adjusted R ²	0.9401
		C.V. %	14.18	Predicted R ²	0.8205
				Adeq Precision	19.1019
Absorption par immersion totale	(Une, Deux, Trois, Quatre) réponses	Std. Dev.	0.6873	R ²	0.8171
		Mean	10.26	Adjusted R ²	0.7036
		C.V. %	6.70	Predicted R ²	0.2684
				Adeq Precision	10.7145
Porosité	(Une, Deux, Trois, Quatre) réponses	Std. Dev.	0.9560	R ²	0.7014
		Mean	18.07	Adjusted R ²	0.5160
		C.V. %	5.29	Predicted R ²	-0.0931
				Adeq Precision	10.1373

D'après le Tableau III.9 les valeurs du déterminant R², R² prédites, les rapport « Adeq Precision » de chaque réponse ne s'influencent pas par le nombre de réponse, et ces valeurs sont en fonction des données d'entrée (résultats expérimentales). Avec :

R² prédites des deux premier (Rc, Rt/f) réponses sont en accord raisonnable avec leur R² ajustés; c'est-à-dire que la différence entre eux est inférieure à 0,2. Par contre pour la réponse (W) le R² prédit n'est pas aussi proche du R² ajusté qu'on pourrait normalement s'y attendre ; c'est-à-dire

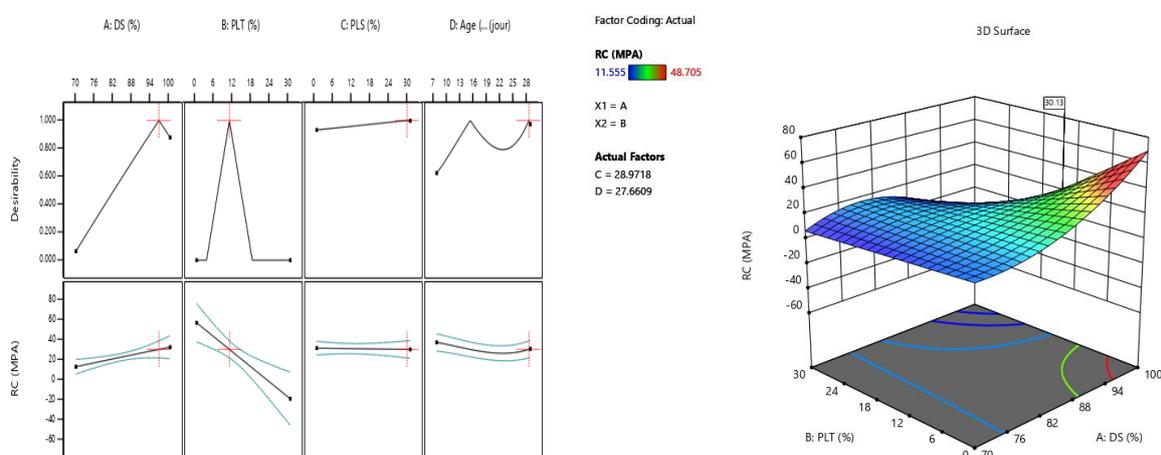
que la différence est supérieure à 0,2. Cela peut indiquer un effet de bloc important ou un problème possible avec notre modèle et/ou nos données. Les éléments à prendre en compte sont la réduction du modèle, la transformation de la réponse, les valeurs aberrantes, etc. Tous les modèles empiriques doivent être testés en effectuant des analyses de confirmation. Alors que le R^2 prédit de la réponse (P) est négatif implique que la moyenne globale peut être un meilleur prédicteur de notre réponse que le modèle actuel. Dans certains cas, un modèle d'ordre supérieur peut également prédire mieux.

Les rapport « Adeq Precision » qui mesure le rapport signal sur bruit pour tous les cas et pour n'importe nombre de réponse sont supérieur à 4. Donc ils sont souhaitables et indique un signal adéquat. Alors le nombre de réponse dans notre exemple n'influence pas le pouvoir du modèle pour être utilisé comme naviguer dans l'espace de conception.

A la fin on peut conclure que les deux premier réponses (Rc, Rt/f) présent des ajustements statistiques très acceptable et assez significatives (R^2 très approche à la valeur 1), le modèle est alors considéré pour ces deux réponses compatibles avec les valeurs réels (expérimentales).

III.4.3.3. Optimisation

La recherche des conditions opératoires optimales conduisant à l'optimisation de l'élaboration de notre éco-matériau ayant des réponses optimales, à partir des 14 modèles cubiques établis, s'est faite à l'aide du profileur de réponse (figure III.3 pour Rc par exemple) dont la valeur de désirabilité proche de 1 ou égale 1 correspond aux valeurs cibles de chaque réponse (Rc ; Rt/f ; W ; P).



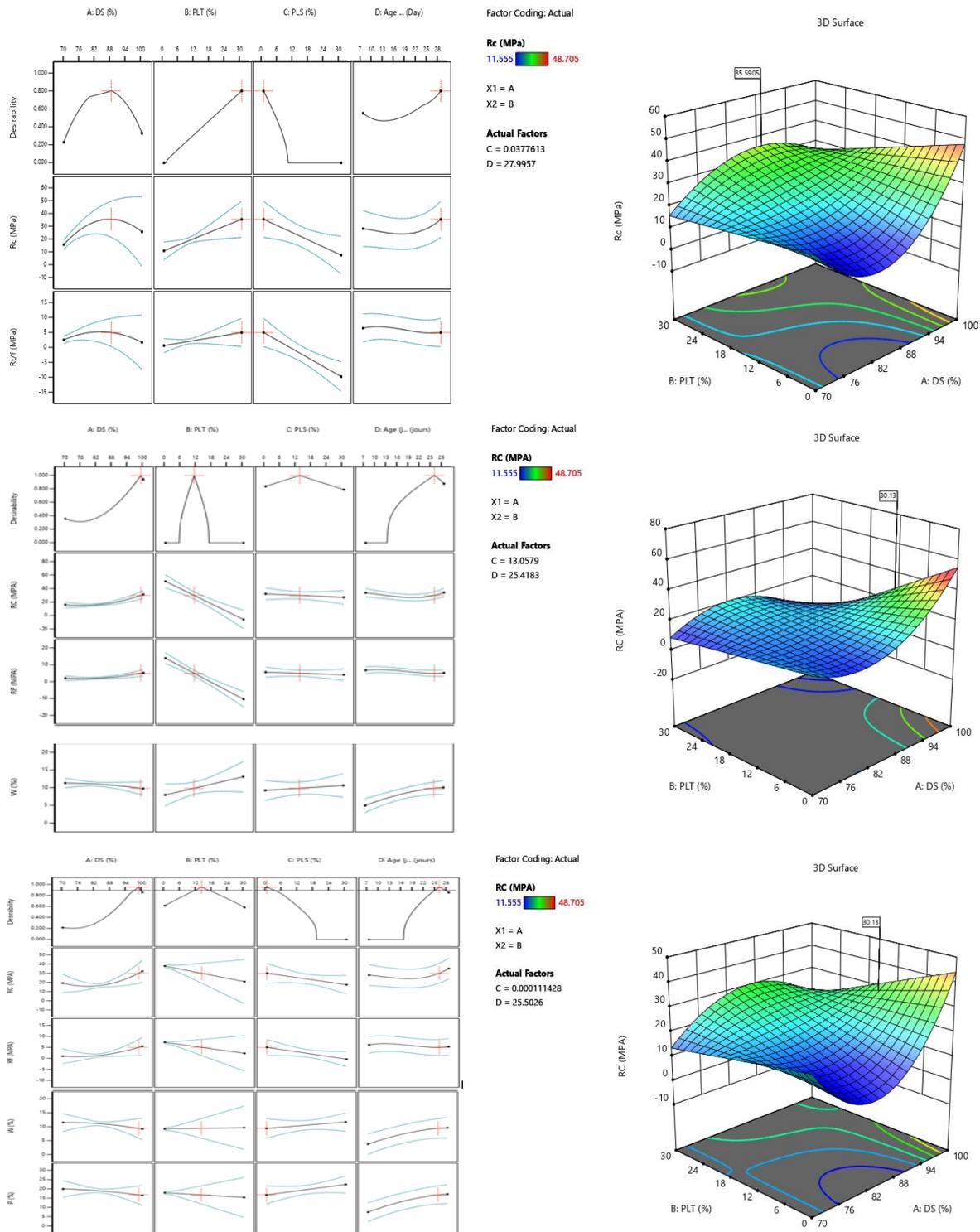


Figure III.3 : la désirabilité et les surfaces 3D de la réponse Rc en fonction du nombre de réponse.

Tableau III.10 : La solution choisie en fonction du nombre de réponse.

N ^b re de R ^c e	Les répon ses	DS	PLT	PLS	Age	Rc	Rt/f	W	P	Désirabi lité	Soluti on
1	Rc	96.26 7	15.7 90	1.85 2	27.7 80	30.1 30	/	/	/	1.000	choisi e
	Rt/f	74.18 8	5.94 3	26.1 38	10.9 73	/	5.0 26	/	/	1.000	choisi e
	W	91.60 8	7.35 9	14.6 90	20.7 29	/	/	9.8 58	/	1.000	choisi e
	P	83.67 3	15.6 02	21.8 39	16.2 70	/	/	/	16.7 07	1.000	choisi e
2	Rc, Rt/f	99.99 9	15.2 47	1.57 6	28.0 00	35.5 29	5.0 26	/	/	0.803	choisi e
	Rc,W	89.35 8	0.01 7	14.1 83	7.66 5	30.1 30	/	9.8 58	/	1.000	choisi e
	Rc, P	87.71 1	2.21 2	22.0 87	15.2 94	30.1 30	/	/	16.7 07	1.000	choisi e
	Rt/f, W	85.69 9	7.57 3	17.0 51	13.3 82	/	5.0 26	9.8 58	/	1.000	choisi e
	Rt/f,P	84.70 3	7.67 4	17.4 20	8.84 4	/	5.0 26	/	16.7 07	1.000	choisi e
	W,P	99.01 8	23.1 73	25.0 37	12.0 58	/	/	9.8 58	16.7 07	1.000	choisi e
3	Rc, Rt/f, W	95.37 4	5.82 9	1.38 9	27.9 97	30.1 30	5.0 26	9.8 58	/	1.000	choisi e
	Rc, Rt/f,P	99.37 6	14.0 38	1.17 2	25.2 13	30.1 30	5.0 26	/	16.7 07	1.000	choisi e
	Rt/f, W,P	100.0 00	12.0 76	30.0 00	11.8 17	/	5.0 26	7.3 24	16.7 07	0.795	choisi e
4	Rc, Rt/f, W,P	98.58 8	13.8 37	0.00 0	25.5 03	30.1 30	5.0 26	9.3 75	16.7 07	0.954	choisi e

On remarque clairement que la solution d'optimisation n'est pas seulement influencée par le nombre des réponses mais elle est influencée par la réponse elle-même. En plus la désirabilité est en générale égale au proche à 1 sauf pour la solution du modèle à trois réponses (Rt/f, W,

P), à cause des deux réponses (W, P) qui étaient déjà discutées dans la partie d'ajustement statistique où ils étaient recommandés de diminué le modèle pour W et augmenté le modèle pour P.

III.4.3.4. Validation (Comparaison)

Dans cette partie on va comparer les résultats des réponses étudiés, en utilisant les équations mathématiques de régression pour le calcul de chaque réponse aux résultats expérimentales. On a choisi cette fois la deuxième réponse (Rt/f) pour la comparaison de l'effet du nombre de réponse.

Dont le modèle de régression est le suivant :

$$Rt/f = 2,22 + 0,2034 DS - 2,89 PLT - 1,55 Age - 7,75 (DS \times PLT) - 2,51 (DS \times PLS) - 0,6473 (DS \times Age) - 6,87 (PLT \times PLS) + 0,5037 (PLT \times Age) + 0,1647 Age^2 - 5,24 (Age \times PLT \times PLS) + 0,3509 (DS \times PLT \times Age) - 0,1407 (DS \times PLS \times Age) + 1,20 (PLT \times PLS \times Age) - 4,50 (DS^2 \times PLT) - 1,38 (DS^2 \times PLS) - 0,4430 (DS \times Age^2) - 0,3955 (PLT \times Age^2) + 1,55 Age^3 \quad (III.3)$$

Après le calcul de la différence entre les Rt/f (optimisées) et les Rt/f expérimentales (Voir annexe). On remarque que cette différence par rapport aux écarts types présente: 83% des valeurs très élevés et 17% des valeurs très compatible.

III.4.4. Effet du nombre de facteurs :

Dans cette quatrième partie et après le choix du plan et du modèle quand vas utiliser, ainsi qu'après l'étude de l'effet du nombre des réponses on va passer à l'étude de l'effet du choix du nombre de facteur sur les résultats expérimentaux, en gardant le nombre des réponses de sortie constant (4 réponses) et en variant le nombre du facteur (de deux facteurs à quatre facteurs).

III.4.4.1. Analyse de la variance : ANOVA

Tableau III.11 : La variance du modèle cubique selon le nombre de facteur.

Réponse	Source	Somme des carrés	df	Carré moyen	F-Valeur	p-Valeur	Remarque
Résistance à la	Deux, Trois facteurs (DS,PLT)/	6234.97	8	779.37	91.18	< 0.0001	signifiant

compression	(DS,PLS)/ (DS,PLT,PL S)						
	Residual	333.37	39	8.55			
	Lack of Fit	3.07	1	3.07	0.3526	0.5561	not significant
	Pure Error	330.31	38	8.69			
	Cor Total	6568.34	47				
	(Trois, Quatre) facteurs	6436.29	18	357.57	78.53	< 0.0001	significant
	Residual	132.05	29	4.55			
	Lack of Fit	132.05	21	6.29			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	6568.34	47				
Résistance à la traction par flexion	Deux, Trois facteurs (DS,PLT)/ (DS,PLS)/ (DS,PLT,PL S)	373.65	8	46.71	68.42	< 0.0001	significant
	Residual	26.62	39	0.6826			
	Lack of Fit	0.0000	1	0.0000	0.0000	0.9963	not significant
	Pure Error	26.62	38	0.7006			
	Cor Total	400.28	47				
	(Trois, Quatre) facteurs	385.48	18	21.42	41.98	< 0.0001	significant
	Residual	14.80	29	0.5102			
	Lack of Fit	14.80	21	0.7045			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	400.28	47				
Absorption par immersion totale	Deux, Trois facteurs (DS,PLT)/ (DS,PLS)/ (DS,PLT,PL S)	44.23	8	5.53	7.03	< 0.0001	significant
	Residual	30.67	39	0.7865			
	Lack of Fit	0.1821	1	0.1821	0.2270	0.6365	not significant
	Pure Error	30.49	38	0.8024			
	Cor Total	74.90	47				

	(Trois, Quatre) facteurs	61.20	18	3.40	7.20	< 0.0001	significant
	Residual	13.70	29	0.4724			
	Lack of Fit	13.70	21	0.6524			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	74.90	47				
Porosité	Deux, Trois facteurs (DS,PLT)/ (DS,PLS)/ (DS,PLT,PLS)	22.37	8	2.80	1.64	0.1444	not significant
	Residual	66.39	39	1.70			
	Lack of Fit	1.35	1	1.35	0.7864	0.3808	not significant
	Pure Error	65.05	38	1.71			
	Cor Total	88.76	47				
	(Trois, Quatre) facteurs	62.25	18	3.46	3.78	0.0007	significant
	Residual	26.51	29	0.9140			
	Lack of Fit	26.51	21	1.26			
	Pure Error	0.0000	8	0.0000			
	Cor Total	88.76	47				

D'après le Tableau III.11 On remarque clairement que les F-valeurs sont influencés par le nombre et le choix du facteur, et leurs valeurs sont les mêmes pour chaque réponse en fonction du nombre et du choix.

Les p-valeurs inférieures à 0,0500 indiquent que les termes du modèle utilisé (cubique qui était choisi) sont significatifs. On remarque que le nombre des termes significatifs et non significatifs change en fonction du nombre et du choix du facteur pour chaque réponse.

Tableau III.12 : Les termes significatifs et non significatifs en fonction du nombre et du choix des facteurs.

		Modèle cubique en fonction du choix des facteurs					
La réponse	Nbre de termes	DS, PLT	DS, PLS	DS, PLT, PLS	DS, PLT, Age	DS, PLS, Age	DS, PLT, PLS, Age
Rc	significatifs	2 / 25%	7/87.5%	5/62.5%	9/50%	14/78%	12/67%
	non significatifs	6 / 75%	1/12.5%	3/ 37.5%	9/50%	4/22%	6/33%

Rt/f	significatifs	3/ 37.5%	8/100%	5/62.5%	8/44%	12/67%	8/44%
	non significatifs	5/62.5%	0/0%	3/ 37.5%	10/56%	6/33%	10/56%
W	significatifs	0/0%	0/0%	1/12.5%	7/39%	2/11%	7/39%
	non significatifs	8/100%	8/100%	7/87.5%	11/61%	16/89%	11/61%
P	significatifs	0/0%	0/0%	0/0%	7/39%	3/17%	7/39%
	non significatifs	8/100%	8/100%	8/100%	11/61%	15/83%	11/61%

Les F-valeurs d'absence d'ajustement des modèles cubique à (DS, PLT) / (DS, PLS) / (DS, PLT, PLS) facteurs impliquent que l'absence d'ajustement n'est pas significative par rapport à l'erreur pure pour les quatre réponses. Un manque d'ajustement non significatif est bon - nous voulons que le modèle s'adapte.

III.4.4.2. Statistiques d'ajustement :

Tableau III.13 : Statistique d'ajustement du modèle cubique selon le nombre de facteur.

Résistance à la compression	Deux, Trois facteurs (DS,PLT)/ (DS,PLS)/ (DS,PLT,PLS)	Std. Dev.	2.92	R ²	0.9492
		Mean	24.31	Adjusted R ²	0.9388
		C.V. %	12.03	Predicted R ²	0.9261
				Adeq Precision	23.7729
	(Trois, Quatre) facteurs	Std. Dev.	2.13	R ²	0.9799
		Mean	24.31	Adjusted R ²	0.9674
		C.V. %	8.78	Predicted R ²	0.9264
				Adeq Precision	27.5246
Résistance à la traction par flexion	Deux, Trois facteurs (DS,PLT)/ (DS,PLS)/ (DS,PLT,PLS)	Std. Dev.	0.8262	R ²	0.9335
		Mean	5.04	Adjusted R ²	0.9198
		C.V. %	16.40	Predicted R ²	0.8875
				Adeq Precision	21.0636
	(Trois, Quatre) facteurs	Std. Dev.	0.7143	R ²	0.9630
		Mean	5.04	Adjusted R ²	0.9401
		C.V. %	14.18	Predicted R ²	0.8205
				Adeq Precision	19.1019
Absorption par immersion totale	Deux, Trois facteurs (DS,PLT)/ (DS,PLS)/ (DS,PLT,PLS)	Std. Dev.	0.8868	R ²	0.5905
		Mean	10.26	Adjusted R ²	0.5065
		C.V. %	8.64	Predicted R ²	0.3124
				Adeq Precision	7.3830
	(Trois, Quatre) facteurs	Std. Dev.	0.6873	R ²	0.8171
		Mean	10.26	Adjusted R ²	0.7036
		C.V. %	6.70	Predicted R ²	0.2684

				Adeq Precision	10.7145
Porosité	Deux, Trois facteurs (DS,PLT)/ (DS,PLS)/ (DS,PLT,PLS)	Std. Dev.	1.30	R²	0.2520
		Mean	18.07	Adjusted R²	0.0985
		C.V. %	7.22	Predicted R²	-0.2470
				Adeq Precision	3.9776
	(Trois, Quatre) facteurs	Std. Dev.	0.9560	R²	0.7014
		Mean	18.07	Adjusted R²	0.5160
		C.V. %	5.29	Predicted R²	-0.0931
				Adeq Precision	10.1373

D'après le Tableau III.13 les valeurs du déterminant R^2 , R^2 prédites, les rapport « Adeq Precision » de chaque réponse sont influencés par le choix et le nombre des facteurs, et bien sûr en fonction des données d'entrée (résultats expérimentales) pour chaque réponse.

Le déterminant R^2 augmente en fonction du choix et du nombre des facteurs pour les quatre réponses (remarque très claire pour W et P).

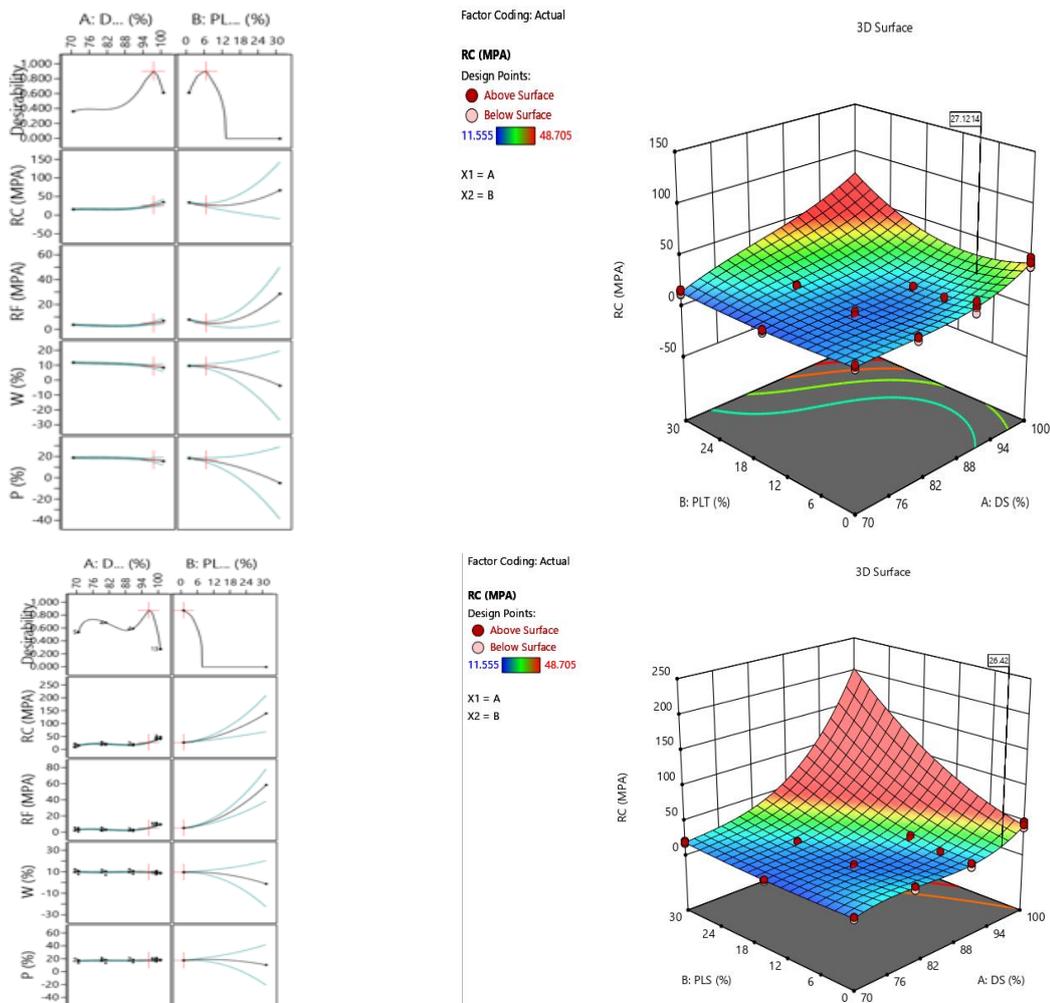
R^2 prédites des deux premier (R_c , $R_{t/f}$) réponses sont en accord raisonnable avec leur R^2 ajustés quel que soit le choix et le nombre des facteurs; c'est-à-dire que la différence entre eux est inférieure à 0,2. Par contre pour la réponse (W) le R^2 prédit s'accord raisonnablement avec leur R^2 ajustés pour les modèles cubiques à (DS, PLT) / (DS, PLS) / (DS, PLT, PLS) facteurs. Mais elle n'est pas aussi proche du R^2 ajusté qu'on pourrait normalement s'y attendre pour les autres modèles étudiés; c'est-à-dire que la différence est supérieure à 0,2. Cela peut indiquer un effet de bloc important ou un problème possible avec notre modèle et/ou nos données. Les éléments à prendre en compte sont la réduction du modèle, la transformation de la réponse, les valeurs aberrantes, etc. Tous les modèles empiriques doivent être testés en effectuant des analyses de confirmation. Alors que le R^2 prédit de la réponse (P) est toujours négatif quel que soit le choix et le nombre des facteurs, cela implique que la moyenne globale peut être un meilleur prédicteur de notre réponse que le modèle actuel. Dans certains cas, un modèle d'ordre supérieur peut également prédire mieux.

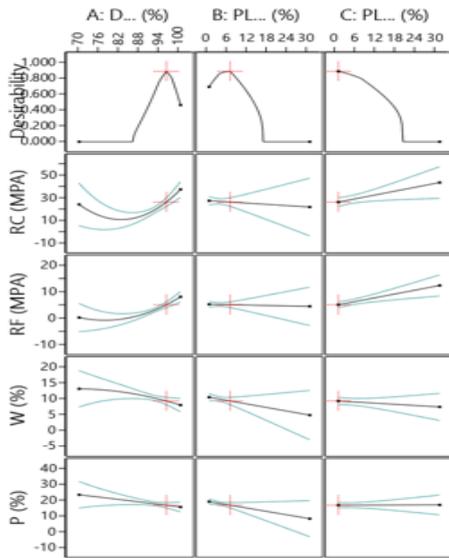
Les rapport « Adeq Precision » qui mesure le rapport signal sur bruit pour tous les cas et pour n'importe quel choix et nombre des facteurs sont supérieurs à 4. Donc ils sont souhaitables et indiquent un signal adéquat. Alors le choix et le nombre des facteurs dans notre exemple n'influencent pas le pouvoir du modèle pour être utilisé comme navigateur dans l'espace de conception.

A la fin on peut conclure que les deux premier réponses (Rc, Rt/f) présent des ajustements statistiques très acceptable et assez significatives (R^2 très proche à la valeur 1) quel que soit le choix et le nombre des facteurs, le modèle est alors considéré pour ces deux réponses compatibles avec les valeurs réels (expérimentales).

III.4.4.3. Optimisation

La recherche des conditions opératoires optimales conduisant à l'optimisation de l'élaboration de notre éco-matériau ayant des réponses optimales, à partir des 6 modèles cubiques établis, s'est faite à l'aide du profileur de réponse (figure III.3 pour Rc par exemple) dont la valeur de désirabilité proche de 1 ou égale 1 correspond aux valeurs cibles de chaque réponse (Rc ; Rt/f ; W ; P).



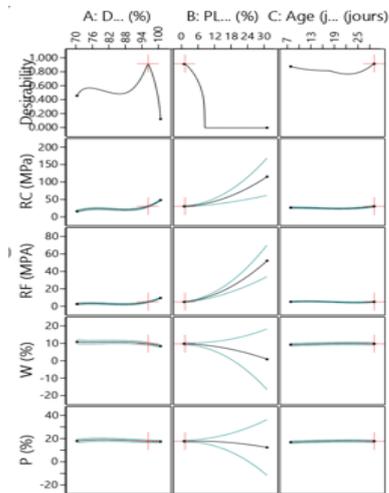
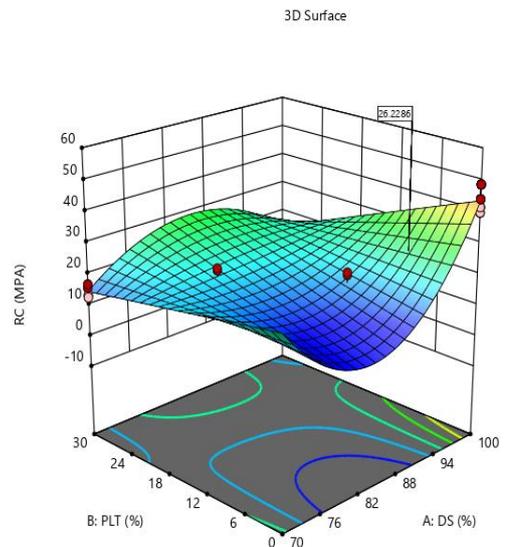


Factor Coding: Actual

RC (MPa)
Design Points:
● Above Surface
○ Below Surface
11.555 48.705

X1 = A
X2 = B

Actual Factor
C = 2.55856E-06

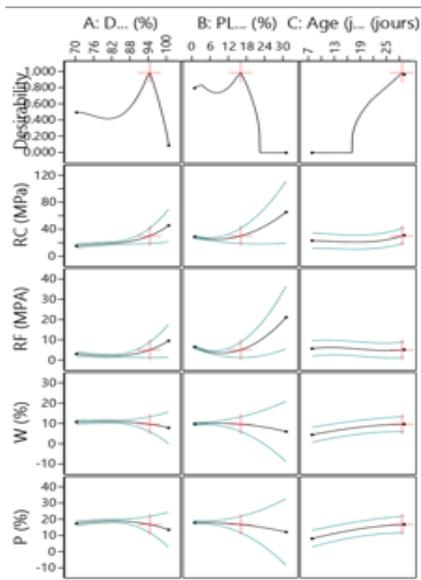
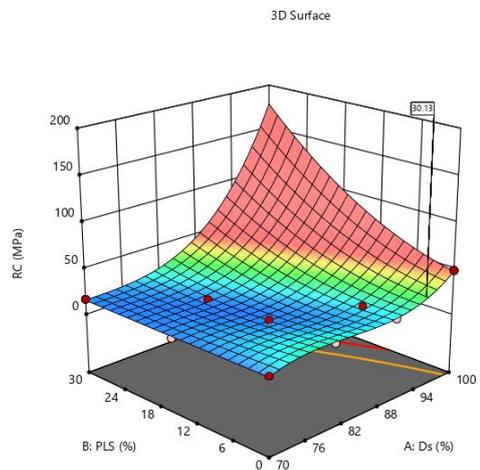


Factor Coding: Actual

RC (MPa)
Design Points:
● Above Surface
○ Below Surface
11.555 48.705

X1 = A
X2 = B

Actual Factor
C = 28

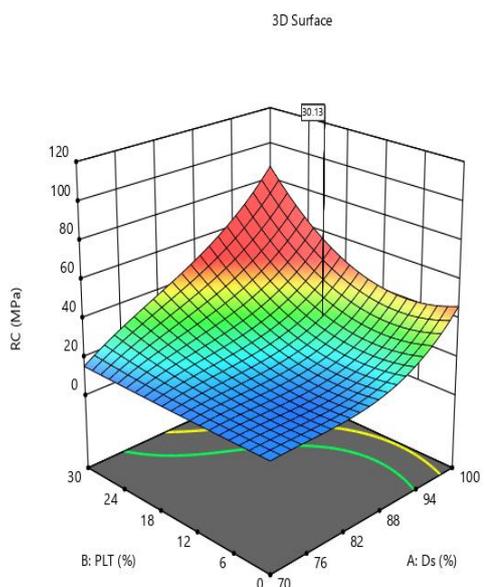


Factor Coding: Actual

RC (MPa)
11.555 48.705

X1 = A
X2 = B

Actual Factor
C = 27.512



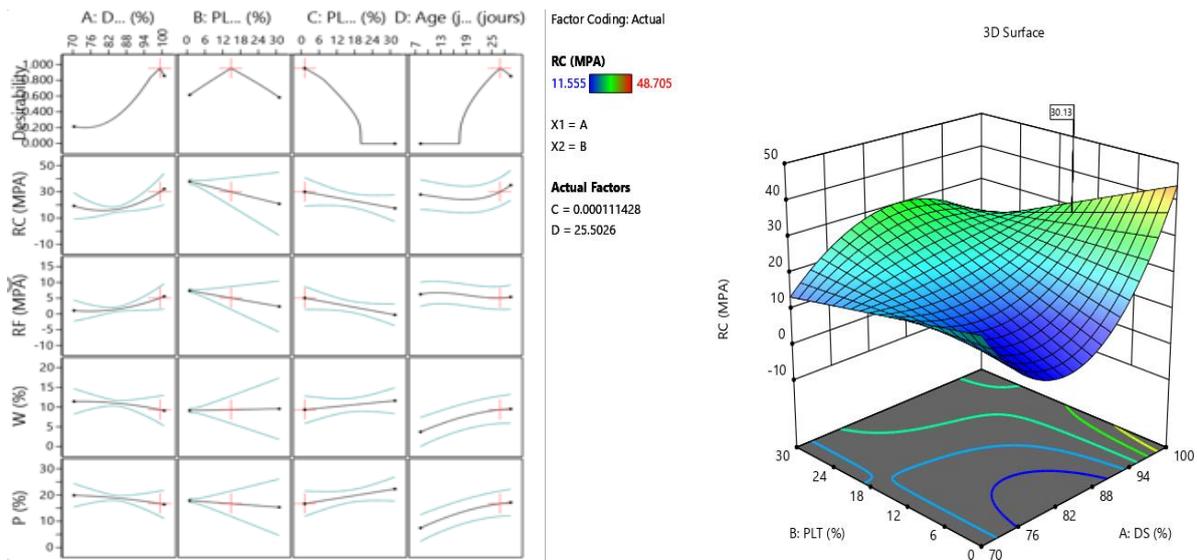


Figure III.4 : la désirabilité et les surfaces 3D de la réponse Rc en fonction du choix et du nombre de facteur.

Tableau III.14 : La solution choisie en fonction du choix et du nombre de facteur.

N ^b re de Fac	Les facteu rs	DS	PLT	PL S	Age	Rc	Rt/f	W	P	Désirabil ité	Soluti on
2	DS, PLT	96.6 79	5.63 0	/	/	27.1 21	5.02 6	9.28 3	16.7 07	0.904	choisi e
	DS, PLS	95.7 26	/	0.00 0	/	26.4 20	5.02 6	9.66 0	17.4 55	0.875	choisi e
3	DS, PLT, PLS	95.7 97	6.29 9	0.00 0	/	26.2 29	5.02 6	9.25 7	16.7 07	0.888	choisi e
	DS, PLT, Age	93.7 94	15.1 12	/	27.5 12	30.1 30	5.02 6	9.70 0	16.7 07	0.986	choisi e
	DS, PLS, Age	95.5 52	/	0.32 6	28.0 00	30.1 30	5.02 6	9.80 9	17.6 92	0.917	choisi e
4	DS, PLT, PLS, Age	98.5 88	13.8 37	0.00 0	25.5 03	30.1 30	5.02 6	9.37 5	16.7 07	0.954	choisi e

On remarque clairement que la solution d'optimisation est influencée par le choix et le nombre de facteur. En plus la désirabilité est proche à 1 surtout pour les modèles nombre de facteur élevé.

Enfin, on conclue que le choix le plus adapté est celui de trois facteurs et quatre réponses (DS, PLT, Age) et de même quatre facteurs et quatre réponses (DS, PLT, PLS, Age).

III.4.4.4. Validation (Comparaison)

Dans cette partie on va comparer les résultats des réponses étudiés, en utilisant les équations mathématiques de régression pour le calcul de chaque réponse aux résultats expérimentales. On a choisi la troisième réponse (W) pour la comparaison de l'effet du modèle choisi.

Dont le modèle de régression est le suivant :

$$\begin{aligned} W = & 10,28 - 1,43DS - 0,4572PLT + 1,46Age + 1,42 (DS \times PLT) + 1,04 (DS \times PLS) + 1,97 \\ & (DS \times Age) + 2,24 (PLT \times PLS) + 1,45(PLT \times Age) - 0,7643 Age^2 + 1,65 (DS \times PLT \times PLS) + \\ & 0,7987 (DS \times PLT \times Age) - 0,1003 (DS \times PLS \times Age) - 1,49 (PLT \times PLS \times Age) + 1,08 (DS^2 \times PLT) \\ & + 0,5763 (DS^2 \times PLS) - 0,4130(DS \times Age^2) - 0,9502(PLT \times Age^2) - 0,1265Age^3 \end{aligned} \quad \text{(III.4)}$$

Après le calcul de la différence entre les W (optimisées) et les W expérimentales (Voir annexe). On remarque que cette différence par rapport aux écarts types présente: 25% des valeurs très élevés et 75% des valeurs très compatible.

III.5. Conclusion :

La méthode d'optimisation par les plans d'expériences peut être une solution très adéquate pour minimiser le nombre d'expériences à réalisées. Mais elle ne peut pas garanti 100% les résultats réel, par ce que le choix du plan d'expérience, du modèle et surtout du choix et du nombre de réponse et de facteur sont des paramètres qui influence le rendement de l'utilisation des plans d'expériences.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Cette étude a mis en exergue une étude de l'impact de l'utilisation des plans d'expérience sur l'optimisation des résultats expérimentales. Dont la première méthode est une méthode qui utilise l'intelligence artificielle qui est concernée comme un axe très important dans tous les domaines et la seconde méthode est une méthode habituelle pour refléter le comportement réel. D'après les résultats obtenus on peut conclure :

- ✿ Une étude bibliographique très profonde sur les plans d'expériences est une étape obligatoire pour mieux comprendre ce domaine.
- ✿ L'utilisation des plans d'expériences peut donner des résultats un peu éloignés de la réalité, et peut être le moyen d'éviter parfois l'erreur. Par conséquent, il est conseillé de s'appuyer sur eux avant de passer à l'expérience, en mettant l'accent sur les résultats de l'optimisation par une validation avec des expériences optimales.
- ✿ Pour le cas réel étudié l'impact de l'utilisation des plans d'expériences sur l'optimisation des résultats expérimentales était pour effectuer par une comparaison des résultats prédites et ceux expérimentales :
 - ▣ **Effet du choix du plan :** la différence entre les Rc (optimisées) et les Rc expérimentales (comme exemple de réponse), par rapport aux écarts types présente : 25% valeurs très élevés, 17% valeurs légèrement élevés et 58% valeurs très compatibles.
 - ▣ **Effet du choix du modèle :** la différence entre les Rc (optimisées) et les Rc expérimentales (comme exemple de réponse), par rapport aux écarts types présente: 25% valeurs très élevés, 23% valeurs légèrement élevés et 52% valeurs très compatibles.
 - ▣ **Effet du choix et du nombre de la réponse :** la différence entre les Rt/f (optimisées) et les Rt/f expérimentales (comme exemple de réponse), par rapport aux écarts types présente: 83% valeurs très élevés et 17% valeurs très compatibles.

☞ **Effet du choix et du nombre du facteur :** La différence entre les W (optimisées) et les W expérimentales (comme exemple de réponse), par rapport aux écarts types présente: 25% valeurs très élevés et 75% valeurs très compatibles.

PERSPECTIVES :

- Etude d'autre cas réel et sortir avec des conclusions bien précises.
- Etudier d'autre effet tel que : l'effet d'ajustement, l'effet de la réponse cible ou non....
- Faire une étude inverse.

Références Bibliographiques

[AKKOUCHE K ; 2020] : AKKOUCHE Karim « Développement d'un système Expert pour la réhabilitation des structures endommagées par des séismes ».Thèse de doctorat, Université Mouloud MAMMERI Tizi-Ouzou, 187p. Disponible

sur :<https://www.ummo.dz/dspace/bitstream/handle/ummo/13265/AKKOUCHE%20Karim.pdf?sequence=1&isAllowed=y> consulté le 01/04/2023

[AYAD M, BARKA Y ; 2013] : Ayad Mouhamed, Barka Yassine « Modélisation des bétons Ordinaires par des plans d'expériences » Mémoire Master Université de Tlemcen,130p ,2013. Consulter le 29/1/2023 à 19.00

[BCHITOU R] : R. BCHITOU « Chimiométrie » Cours de Master Chimie, université Mohammed V-Agdal, RABAT.Disponiblesur :

<http://www.fsr.ac.ma/DOC/cours/chimie/bchitou/Cours%20chimiomtrie%20COMPLET%20SA.pdf> consulté le 30/03/2023.

[BELFEGAS H, DJENDI A ; 2020] : BELFEGAS Houda, DJENDI Ahlem « Protection de l'acier contre les effets de salinité Cl⁻ » Mémoire Master Université de Bordj Bou Arreridj ,89p, 2020 consulter le 4/2/2023 à 20.00

[BELGHARBI ET ABIB S ; 2016] : BELGHARBI Amina, ABIB Saadia « Utilisation des plans expérience pour la formulation des pates cimentaires autoplaçants » Mémoire Master Université de Bouira,102p, 2016.consulterle 26/1/2023

[BELKADI T, MAKKE L ; 2016] : BELKADI Thanina, MAKKE Ludmila « Traitement des margines d'olives Par co-precipitation en utilisant les plans d'expériences » Mémoire Master en chimie Université de Tizi-Ouzou, Algérie, 74p,2016. Consulter le 25/1/2023

[BOUDJENIBA, BOUZAOUIT N ; 2012] : BOUDJENIBA, BOUZAOUIT Nadia « Etude Par simulations Numériques de la réactivité dans La réaction d'acylation enzymatique de Substrats osidiques » Mémoire de Magister université BADJI MOKHTAR-ANNABA, p71,2012 consulter le 27/1/2023 à 19.30

[DALI A et ALLOUT A ; 2022] : DALI Ahlam, ALLOUT Amal « Modélisation numérique Et optimisation par la méthode des surfaces de réponses des murs en terre armée » Mémoire De Master, Université 8 Mai 1945 de Guelma.

[DAAS M S ; 2020] : DAAS Mohamed Skander « Plans d'expériences » <http://Fac.umc.edu.dz>,79p,2020, le 1/2/2023 à 20.30

[DAAS M S ; 2020] : DAAS Mohamed Skander “Cours Plans d'expériences” Université Frères Mentouri - Constantine 1.

[DERDOUR F et al ; 2016] : DERDOUR Fatima Zohra, KEZZAR Mohamed, KHOICHEMANE Lakhdar « Application de la méthode de Taguchi pour l'étude de l'influence des paramètres de réglage sur l'efficacité de fonctionnement d'une machine de forage » Third International Conference on Energy, Materials, Applied Energetics and Pollution ICEMAE P2016, October 30-31, 2016, Constantine, Algeria.

[Droesbeke et al. 1997] : Droesbeke J. J. Fine, J. & Saporta, G. « Plans d'expériences : applications à l'entreprise », Éditions Technep. Paris.

[GAUCHI J-P ; 2016] : Jean-Pierre GAUCHI « COURS D'INTRODUCTION A LA METHODE DES PLANS D'EXPERIENCES » Unité de Mathématiques et d'Informatique Appliquées du Génome à l'Environnement, Edition Décembre 2016.

[GOUPY J ; 2006] : Goupy Jacques « les plans d'expériences »,74-116p Consulter le 29/1/2023 à 19.30

[Halaoui H ; Khamel I ; 2022] : Halaoui Hanane, Khamel Imene « EFFET DE

L'INCORPORATION D'UN DECHET PLASTIQUE SUR LES PROPRIETES PHYSICO-MECANQUES D'UN MORTIER AU JEUNE AGE » Mémoire De Master, Université 8 Mai 1945 de Guelma.

[Hoinard C ; 2010] : Hoinard C « LES PLANS FACTORIELS COMPLETS » Laboratoire de Biophysique et Mathématiques, Faculté de Pharmacie de Tours. Disponible sur :http://untori2.crihan.fr/unsfp/2010_Tours_Hoinard_PlansExperimentaux/res/1PFCdiapo.pdf consulté le 25/03/2023.

[ISMAILI Y ; 2016] : ISMAILI Yamina « Optimisation des conditions d'immobilisation De la lipase candida rugosa (CRL) par la Méthode des Surfaces de Réponse (RSM) » Mémoire Master Académique en chimie Université d'el oued, 65p, 2016.consulter le 30/1/2023 à 18.00

[Jiangwei Bian et al ; 2021] : Jiangwei Bian, Wenbing Zhang*,Zhenzhong Shen*,Song Li And Zhlang Chen « Analysis and optimization of Mechanical properties of recycled concrete based on Aggregate characteristics » Science and Engineering of Composite Materials 2021 ; 28 ;12P consulter 26/03/2023 à 20.00

[Jérôme F ; 2006] : Jérôme Faucher « Les plans d'expériences pour le réglage de Commandes à base de logique floue » » Thèse Doutera en Génie Electrique, 198p consulter le 31/1/2023 à 1.00

[MATALLAH I, BENHAMMOU ; 2017] : MATALLAH Issam, BENHAMMOU Sidi Mohammed « Mise en œuvre d'un outil de la qualité pour l'amélioration des performances d'une briqueterie » Mémoire Master Université de Tlemcen, 112p ,2017 consulter le d'une briqueterie » Mémoire Master Université de Tlemcen, 112p ,2017 consulter

[Mubarak Usman Kankia , ET ALL ;2021] : Mubarak Usman Kankia¹, Lavania Baloo^{1,*}, Nasiru Danlami², Wan Nurliyana Samahani¹, Bashar S. Mohammed¹, Sani Haruna^{1,2}, Ahmad Hussaini Jagaba¹, Effa Affiana Ishak Khalid Sayed¹, and Noor Amila Bt Zawawi Wan¹, Mahmud Abubakar³ « Optimisation du Mortier à base de ciment contenant des cendres De boues huileuses par la méthodologie de Surface de réponse » Matériaux (Bâle). 2021 Novembre ; 14(21) : 6308. Publié en ligne Le 22 octobre 2021. Informations sur l'auteur Notes sur l'article Informations sur le copyright et la licence Avis de non-responsabilité ;19p consulter 25/03/2023 à 22.00

[RABIER F ; 2007] : François RABIER « Modélisation par la méthode des plans d'expériences du comportement dynamique d'un Module IGBT utilisé en traction ferroviaire » Thèse Doutera en Génie Mécanique, 239p. Consulter le 29/1/2023 à 18.00

[SAHEB F ET MAHDJOUB O ; 2017] : SAHEB Fares, MAHDJOUB Oumesaad « modélisation de conception de mélange Pour évaluer l'effet de la nature de sable sur la propriété physico mécanique de béton » Mémoire de Master Académique université Djelfa, p70, 2017 Consulter le 27/1/2023 à 23.00

[Sandipan Kaushiket et al ; 2023] : Sandipan Kaushik, Mohammed Sonebi, Giuseppina Amato, Utpal Kumar Das, and Arnaud Perrot « Optimisation of Mix Proportion of 3D Printab Mortar Based on Rheological Properties and Material Strength Using Factorial Design of Experiment » *Materials* **2023**, 16, 1748. <https://doi.org/10.3390/ma16041748>

<https://www.mdpi.com/journal/materials> ;34P consulter 27/03/2023 à 10.00

[SEFROU Z ; 2020] : SEFROU Zeyneb « Séparation des ions de lanthane(III) par la technique de point de trouble. Optimisation expérimentale et statistique » Thèse Doutera en Génie Chimie, 152p. consulter le 26/1/2023 à 23.00

[S. Marouane, ET ALL ;2016] : S. Marouane, R. Saile, M.A. Ech-Cherif El Kettani « Les outils qualité au service de la recherche : L'optimisation Du procédé de valorisation de la biomasse par les plans D'expériences Quality tools at the service of research : Optimization of valorizing biomass process using Experimental design method » *J. Mater. Environ. Sci.* 7 (1) (2016) 105-112 ISSN : 2028-2508 ; p105-112 consulter 25/03/2023 à 22.15

[STEPHANE V ; 2004] : STEPHANE Vivier « Stratégies d'optimisation par la méthode des Plans d'expériences, et Application aux dispositifs électrotechniques modélisés par Eléments Finis » <https://theses.hal.science/tel-00005822>, 310p ,2004 consulter le 31/01/2023 à 20.00

[Tinsson W ; 2010] : Tinsson W « Plans d'expérience : constructions et analyses statistiques », *Mathématiques et Applications*, 67, Doi 10.1007/978-3-642-11472-43.

[Vivier S et al ; 2007] : Vivier, S., Vauquelin, A., & Vilain, J.P. « Configuration d'une structure HALBATACH » par plans d'expériences treillis. Conférence EF 2007 ENSEEIHT, Toulouse, France.

[YAHIAOUI I ; 2015] : YAHIAOUI Idris, « Les plans d'expériences Initiation à la construction et l'analyse des plans factoriels complets à deux niveaux et du plan composite

centré ». Université A. MIRA – Bejaia, Faculté de Technologie, Département de Génie des Procédés.

ANNEXE

Effet du plan :

Les facteurs				Effet du Plan sur la réponse (Rc)			
<i>DS</i>	<i>PLT</i>	<i>PLS</i>	<i>Age</i>	<i>Rc(optimisée)</i>	<i>Rc(exp)</i>	<i>Différence</i>	<i>Ecart type</i>
100	0	0	7	20,2	44,092	-23,892	±1,145
90	10	0	7	18,5025	16,387	2,1155	±3,523
80	20	0	7	17,058	22,133	-5,075	±2,326
70	30	0	7	15,8665	15,735	0,1315	±1,426
100	0	0	14	20,2	41,557	-21,357	±4,914
90	10	0	14	18,5025	19,89	-1,3875	±1,227
80	20	0	14	17,058	21,398	-4,34	±3,323
70	30	0	14	15,8665	12,658	3,2085	±1,343
100	0	0	21	20,2	39,892	-19,692	±0,721
90	10	0	21	18,5025	14,3	4,2025	±3,289
80	20	0	21	17,058	16,502	0,556	±1,229
70	30	0	21	15,8665	13,348	2,5185	±2,072
100	0	0	28	20,2	48,705	-28,505	±5,519
90	10	0	28	18,5025	20,792	-2,2895	±1,371
80	20	0	28	17,058	21,78	-4,722	±1,650
70	30	0	28	15,8665	16,91	-1,0435	±1,271
100	0	0	7	20,2	44,092	-23,892	±1,145
90	0	10	7	18,8521	29,29	-10,4379	±1,146
80	0	20	7	17,7324	19,768	-2,0356	±2,569
70	0	30	7	16,8409	18,592	-1,7511	±1,635
100	0	0	14	20,2	41,5574	-21,3574	±4,914
90	0	10	14	18,8521	24,872	-6,0199	±4,829
80	0	20	14	17,7324	20,557	-2,8246	±3,417
70	0	30	14	16,8409	20,617	-3,7761	±3,053
100	0	0	21	20,2	39,892	-19,692	±0,721
90	0	10	21	18,8521	23,308	-4,4559	±0,602
80	0	20	21	17,7324	19,517	-1,7846	±2,843
70	0	30	21	16,8409	17,277	-0,4361	±3,611
100	0	0	28	20,2	48,705	-28,505	±5,519
90	0	10	28	18,8521	17,467	1,3851	±3,334

80	0	20	28	17,7324	16,305	1,4274	±2,734
70	0	30	28	16,8409	16,583	0,2579	±3,259
100	0	0	7	20,2	44,092	-23,892	±1,146
90	5	5	7	18,666625	15,888	2,778625	±1,597
80	10	10	7	17,3525	14,167	3,1855	±2,902
70	15	15	7	16,257625	11,555	4,702625	±1,850
100	0	0	14	20,2	41,557	-21,357	±4,914
90	5	5	14	18,666625	16,403	2,263625	±2,499
80	10	10	14	17,3525	15,618	1,7345	±3,163
70	15	15	14	16,257625	14,077	2,180625	±2,694
100	0	0	21	20,2	39,892	-19,692	±0,72
90	5	5	21	18,666625	17,967	0,699625	±3,44
80	10	10	21	17,3525	13,638	3,7145	±2,14
70	15	15	21	16,257625	14,472	1,785625	±1,57
100	0	0	28	20,2	48,705	-28,505	±5,519
90	5	5	28	18,666625	21,447	-2,780375	±5,117
80	10	10	28	17,3525	19,568	-2,2155	±1,533
70	15	15	28	16,257625	13,473	2,784625	±4,906

Effet du modèle :

Les facteurs				Effet du modèle sur la réponse (Rc)			
DS	PLT	PLS	Age	Rc (optimisée)	Rc (exp)	Différence	Ecart type
100	0	0	7	17,5229502	44,092	-26,5690498	±1,145
90	10	0	7	13,8899264	16,387	-2,49707364	±3,523
80	20	0	7	11,2829112	22,133	-10,8500889	±2,326
70	30	0	7	9,5729646	15,735	-6,1620354	±1,426
100	0	0	14	17,4625138	41,557	-24,0944862	±4,914
90	10	0	14	13,8658703	19,89	-6,0241297	±1,227
80	20	0	14	11,2943841	21,398	-10,1036159	±3,323
70	30	0	14	9,61911518	12,658	-3,03888482	±1,343
100	0	0	21	17,4961202	39,892	-22,3958798	±0,721
90	10	0	21	13,9346712	14,3	-0,3653288	±3,289
80	20	0	21	11,3975282	16,502	-5,10447183	±1,229
70	30	0	21	9,75575112	13,348	-3,59224888	±2,072
100	0	0	28	17,6311987	48,705	-31,0738013	±5,519
90	10	0	28	14,1037584	20,792	-6,68824156	±1,371
80	20	0	28	11,5997728	21,78	-10,1802272	±1,650
70	30	0	28	9,9903018	16,91	-6,9196982	±1,271
100	0	0	7	17,5229502	44,092	-26,5690498	±1,145

ALLALATA Qamar

L'impact de l'utilisation des plans d'expériences sur l'optimisation des résultats (application sur un cas réel)

90	0	10	7	16,7410269	29,29	-12,5489731	±1,146
80	0	20	7	16,2049436	19,768	-3,56305637	±2,569
70	0	30	7	15,8719203	18,592	-2,72007967	±1,635
100	0	0	14	17,4625138	41,5574	-24,0948862	±4,914
90	0	10	14	16,6600266	24,872	-8,21197336	±4,829
80	0	20	14	16,1076634	20,557	-4,44933656	±3,417
70	0	30	14	15,7626442	20,617	-4,85435576	±3,053
100	0	0	21	17,4961202	39,892	-22,3958798	±0,721
90	0	10	21	16,6687865	23,308	-6,63921349	±0,602
80	0	20	21	16,0958608	19,517	-3,42113919	±2,843
70	0	30	21	15,7345631	17,277	-1,54243689	±3,611
100	0	0	28	17,6311987	48,705	-31,0738013	±5,519
90	0	10	28	16,7747359	17,467	-0,69226408	±3,334
80	0	20	28	16,1769651	16,305	-0,12803488	±2,734
70	0	30	28	15,7951063	16,583	-0,78789368	±3,259
100	0	0	7	17,5229502	44,092	-26,5690498	±1,146
90	5	5	7	15,2579541	15,888	-0,63004585	±1,597
80	10	10	7	13,5244874	14,167	-0,64251261	±2,902
70	15	15	7	12,252665	11,555	0,69766496	±1,850
100	0	0	14	17,4625138	41,557	-24,0944862	±4,914
90	5	5	14	15,205916	16,403	-1,19708403	±2,499
80	10	10	14	13,4835438	15,618	-2,13445624	±3,163
70	15	15	14	12,2255122	14,077	-1,85148779	±2,694
100	0	0	21	17,4961202	39,892	-22,3958798	±0,72
90	5	5	21	15,2451864	17,967	-2,72181365	±3,44
80	10	10	21	13,5311745	13,638	-0,10682551	±2,14
70	15	15	21	12,2841996	14,472	-2,18780039	±1,57
100	0	0	28	17,6311987	48,705	-31,0738013	±5,519
90	5	5	28	15,3831947	21,447	-6,06380532	±5,117
80	10	10	28	13,674809	19,568	-5,89319104	±1,533
70	15	15	28	12,4361566	13,473	-1,03684344	±4,906

Effet du nombre de réponse :

Les facteurs				Effet du nombre de réponse sur la réponse (Rt/f)			
<i>DS</i>	<i>PLT</i>	<i>PLS</i>	<i>Age</i>	<i>Rt/f (optimisée)</i>	<i>Rt/f(exp)</i>	<i>Différence</i>	<i>Ecart type</i>
100	0	0	7	2,26875698	9,587	-7,31824302	±0,829
90	10	0	7	0,90770793	3,012	-2,10429208	±0,209
80	20	0	7	-0,14583239	3,474	-3,61983239	±0,302
70	30	0	7	-0,91886397	3,012	-3,93086397	±0,209

ALLALATA Qamar

L'impact de l'utilisation des plans d'expériences sur l'optimisation des résultats (application sur un cas réel)

100	0	0	14	2,11457652	9,651	-7,53642348	±0,882
90	10	0	14	0,76386496	3,004	-2,24013504	±1,046
80	20	0	14	-0,27982912	3,201	-3,48082912	±0,338
70	30	0	14	-1,04350572	5,293	-6,33650572	±5,919
100	0	0	21	1,96404852	9,341	-7,37695148	±0,974
90	10	0	21	0,62372101	1,094	-0,470279	±1,234
80	20	0	21	-0,41008029	2,373	-2,78308029	±0,592
70	30	0	21	-1,16435537	0,401	-1,56535537	±0,193
100	0	0	28	1,82036288	9,066	-7,24563712	±0,558
90	10	0	28	0,49046596	2,824	-2,33353404	±0,327
80	20	0	28	-0,533396	2,998	-3,531396	±0,167
70	30	0	28	-1,278223	3,285	-4,563223	±1,160
100	0	0	7	2,26875698	9,587	-7,31824302	±0,829
90	0	10	7	1,91459874	7,558	-5,64340126	±0,063
80	0	20	7	1,65775748	6,447	-4,78924252	±0,162
70	0	30	7	1,4899532	6,064	-4,5740468	±0,225
100	0	0	14	2,11457652	9,651	-7,53642348	±0,882
90	0	10	14	1,76471418	5,822	-4,05728582	±0,312
80	0	20	14	1,5123658	5,018	-3,5056342	±0,435
70	0	30	14	1,34925138	4,842	-3,49274862	±0,182
100	0	0	21	1,96404852	9,341	-7,37695148	±0,974
90	0	10	21	1,61891622	4,687	-3,06808378	±0,485
80	0	20	21	1,37149486	4,466	-3,09450514	±0,350
70	0	30	21	1,21350444	4,351	-3,13749556	±0,411
100	0	0	28	1,82036288	9,066	-7,24563712	±0,557
90	0	10	28	1,48039476	5,743	-4,26260524	±0,174
80	0	20	28	1,23833456	5,252	-4,01366544	±1,397
70	0	30	28	1,08590228	4,69	-3,60409772	±1,224
100	0	0	7	2,26875698	9,587	-7,31824302	±0,829
90	5	5	7	1,39327133	2,403	-1,00972867	±0,016
80	10	10	7	0,68443455	1,762	-1,07756546	±0,915
70	15	15	7	0,12460662	1,773	-1,64839338	±0,277
100	0	0	14	2,11457652	9,651	-7,53642348	±0,882
90	5	5	14	1,24570057	4,023	-2,77729943	±0,892
80	10	10	14	0,54191234	1,944	-1,40208766	±0,546
70	15	15	14	-0,01442817	2,551	-2,56542817	±0,121
100	0	0	21	1,96404852	9,341	-7,37695148	±0,974
90	5	5	21	1,10202261	3,248	-2,14597739	±0,365
80	10	10	21	0,40352329	1,257	-0,85347672	±0,980

70	15	15	21	-0,14908946	2,498	-2,64708946	±0,233
100	0	0	28	1,82036288	9,066	-7,24563712	±0,557
90	5	5	28	0,96542736	3,377	-2,41157264	±0,459
80	10	10	28	0,27245728	2,536	-2,26354272	±0,183
70	15	15	28	-0,27618736	2,612	-2,88818736	±0,110

Effet du nombre de facteur :

Les facteurs				Effet du nombre de facteur sur la réponse (W)			
<i>DS</i>	<i>PLT</i>	<i>PLS</i>	<i>Age</i>	<i>W (optimisée)</i>	<i>W (exp)</i>	<i>Différence</i>	<i>Ecart type</i>
100	0	0	7	9,08428784	9,255	-0,17071216	±0.092
90	10	0	7	9,37767642	7,944	1,43367642	±0.435
80	20	0	7	9,60482682	7,045	2,55982682	±0.312
70	30	0	7	9,77221905	7,646	2,12621905	±0.425
100	0	0	14	9,3067778	8,963	0,3437778	±0.182
90	10	0	14	9,58046851	10,989	-1,40853149	±0.562
80	20	0	14	9,78680286	10,519	-0,73219714	±0.042
70	30	0	14	9,93226085	11,109	-1,17673915	±0.036
100	0	0	21	9,51720955	9,142	0,37520955	±0.074
90	10	0	21	9,77067593	10,372	-0,60132407	±0.137
80	20	0	21	9,95566777	10,473	-0,51733223	±0.326
70	30	0	21	10,0786651	10,676	-0,59733493	±0.01
100	0	0	28	9,71532275	8,463	1,25232275	±0.016
90	10	0	28	9,94803834	10,813	-0,86496166	±0.18
80	20	0	28	10,1111612	10,537	-0,42583878	±0.281
70	30	0	28	10,2111714	10,87	-0,65882863	±0.133
100	0	0	7	9,08428784	9,255	-0,17071216	±0.092
90	0	10	7	9,35334862	10,486	-1,13265138	±0.069
80	0	20	7	9,58215562	10,77	-1,18784438	±0.117
70	0	30	7	9,77416664	11,67	-1,89583336	±0.051
100	0	0	14	9,3067778	8,963	0,3437778	±0,182
90	0	10	14	9,5620238	10,389	-0,8269762	±0,103
80	0	20	14	9,77715644	11,178	-1,40084356	±0,074
70	0	30	14	9,95563352	11,188	-1,23236648	±0,155
100	0	0	21	9,51720955	9,142	0,37520955	±0,074
90	0	10	21	9,75904551	11,103	-1,34395449	±0,336
80	0	20	21	9,96090853	11,488	-1,52709147	±0,172
70	0	30	21	10,1262564	12,492	-2,36574359	±0,288
100	0	0	28	9,71532275	8,463	1,25232275	±0,016
90	0	10	28	9,94415341	10,279	-0,33484659	±0,393

80	0	20	28	10,1331516	10,77	-0,63684845	±0,127
70	0	30	28	10,285775	11,848	-1,56222503	±0,089
100	0	0	7	9,08428784	9,255	-0,17071216	±0,092
90	5	5	7	9,37456427	11,31	-1,93543573	±0,133
80	10	10	7	9,62804822	11,664	-2,03595178	±0,269
70	15	15	7	9,84723359	12,671	-2,82376641	±0,114
100	0	0	14	9,3067778	8,963	0,3437778	±0,182
90	5	5	14	9,58003716	9,794	-0,21396284	±1,014
80	10	10	14	9,81549365	10,343	-0,52750635	±0,040
70	15	15	14	10,0156412	10,94	-0,92435881	±0,119
100	0	0	21	9,51720955	9,142	0,37520955	±0,074
90	5	5	21	9,77339097	9,756	0,01739097	±0,179
80	10	10	21	9,99075915	11,213	-1,22224085	±0,088
70	15	15	21	10,171808	10,971	-0,79919201	±0,058
100	0	0	28	9,71532275	8,463	1,25232275	±0,016
90	5	5	28	9,95436538	10,636	-0,68163462	±0,117
80	10	10	28	10,1535844	11,631	-1,47741562	±0,141
70	15	15	28	10,3154737	11,395	-1,07952633	±0,033