

Université de skikda.

Faculté de technologie

Département : Génie Mécanique

Ref : D012124029D



جامعة 20 أوت سكيكدة  
كلية التكنولوجيا  
قسم: الهندسة الميكانيكية  
المرجع: D012124029D

Thèse présentée en vue de l'obtention  
Du diplôme de  
**Doctorat en sciences**

**En Electromécanique**

**Thème**

**Optimisation des paramètres de réglage de la machine  
de forage pétrolier**

Présentée par :

**Khettabi Rym**

Soutenue publiquement le 12/11/2024

**Devant le jury composé de :**

**Professeur. Bouzaouit Azzedine**  
**MCA. kherief Nacereddine Mohamed**  
**MCA. Khentout Abdelkader**  
**Professeur. Khounfais Kamel**

**Président**  
**Examineur**  
**Examineur**  
**Directeur de thèse**

**Université de Skikda**  
**ENSET de Skikda**  
**Université d'Ouargla**  
**Université de Skikda**

*À toute ma famille*

*À tous mes précieux amis*

## Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma gratitude envers **Allah**, le Tout-Puissant, pour m'avoir accordé le courage et la volonté nécessaires pour mener à bien ce travail de recherche.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements en premier lieu à mon directeur de thèse, le professeur **KHOUNFAIS Kamel**, pour son suivi attentif, son soutien et ses précieux conseils tout au long de cette thèse.

Je suis extrêmement reconnaissant envers Monsieur **BOUZAOUT Azzedine**, professeur à l'université du 20 Août 1955 de Skikda, pour l'honneur qu'il a accordé en présidant mon jury de thèse.

Mes sincères remerciements vont à Monsieur **KHERIEF NACEREDDINE Mohamed**, maître de conférences à l'ENSET de Skikda, pour avoir accepté de rapporter ce travail de recherche.

Mes remerciements vont également à Monsieur **KHENTOUT Abdelkader**, maître de conférences à l'université Kasdi Merbah Ouargla, d'avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse.

Mes sincères remerciements à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à réaliser ce travail.

## Résumé

Le pétrole, en tant que source d'énergie essentielle pour de nombreuses industries et applications, ainsi qu'un moteur important de création de revenus, incite les chercheurs et les industriels à intensifier leurs efforts pour optimiser la performance des machines de forage pétrolier. Les paramètres de réglage de la machine de forage sont essentiels pour évaluer l'efficacité du processus, comprenant la vitesse de rotation, la profondeur de pénétration, le type de l'outil utilisé, d'autres variables spécifiques aux conditions géologiques telles que la nature de la roche forée. L'amélioration des performances dépend de leur optimisation. Cette étude analyse l'impact de paramètres tels que le poids sur l'outil, la vitesse de rotation et l'angle de coupe ( $\beta$ ), la résistance à la compression de roche ( $R_c$ ) sur le taux de pénétration (ROP). Afin d'atteindre cet objectif, nous avons mis en place un banc d'essai similaire à une machine de forage rotative. Ce dispositif a été spécialement conçu pour collecter les données requises pour l'étude des paramètres. Deux méthodes, la méthode de surface de réponse (RSM) et la régression multiple, ont été employées pour analyser les données expérimentales. Le traitement statistique des données a été effectué à l'aide de l'approche ANOVA. Les résultats ont montré que la méthode RSM a présenté une bonne corrélation entre les données prédites et expérimentales, permettant de déterminer un ROP optimal grâce à un modèle mathématique bien ajusté. Cependant, la régression multiple n'a pas été aussi probante. En conclusion, la méthode RSM s'avère plus efficace et fiable pour prédire avec précision le ROP.

*Mots clés : optimisation, RSM, modélisation, régression multiple, plans d'expériences, paramètres de forage.*

## **Abstract**

Oil, as an essential energy source for numerous industries and applications, and a key driver of revenue generation, encourages researchers and industry professionals to intensify their efforts to optimize the performance of drilling machines. The settings of the drilling machine are critical for assessing the efficiency of the process, including parameters such as rotational speed, penetration depth, type of tool used, and other variables specific to geological conditions, such as the nature of the drilled rock. Improving performance relies on the optimization of these parameters. This study analyzes the impact of factors such as tool weight, rotational speed, cutting angle ( $\beta$ ), and rock compressive strength ( $R_c$ ) on the rate of penetration (ROP). To achieve this objective, we set up a test bench that simulates a rotary drilling machine. This setup was specifically designed to collect the data needed for studying these parameters. Two methods, the Response Surface Method (RSM) and multiple regression, were used to analyze the experimental data. Statistical analysis was conducted using the ANOVA approach. The results indicated that the RSM method showed a good correlation between predicted and experimental data, enabling the determination of an optimal ROP through a well-fitted mathematical model. In contrast, the multiple regression approach was less conclusive. In conclusion, the RSM method proves to be more effective and reliable for accurately predicting the ROP

**Keywords:** *optimization, RSM, modeling, multiple regressions, experimental designs, drilling parameters.*

## ملخص

النفط، باعتباره مصدرًا أساسيًا للطاقة للعديد من الصناعات والتطبيقات، ومحركًا رئيسيًا لتوليد الإيرادات، يشجع الباحثين ومحترفي الصناعة على تكثيف جهودهم لتحسين أداء آلات الحفر. تعتبر إعدادات آلة الحفر حاسمة لتقييم كفاءة العملية، بما في ذلك المعلمات مثل سرعة الدوران، وعمق الاختراق، ونوع الأداة المستخدمة، والمتغيرات الأخرى الخاصة بالظروف الجيولوجية، مثل طبيعة الصخور المحفورة. ويتعلق تحسين الأداء بتحسين هذه المعلمات. تقوم هذه الدراسة على تحليلي تأثير مجموعة عوامل مثل وزن الأداة (WOB) وسرعة الدوران (RPM) وزاوية القطع ( $\beta$ ) ومقاومة الضغط للصخور (Rc) على معدل الاختراق (ROP). ولتحقيق هذا الهدف، قمنا بإعداد منصة اختبار تحاكي آلة الحفر الدوارة. تم تصميم هذا الإعداد خصيصًا لجمع البيانات اللازمة لدراسة هذه المعلمات. تم استخدام طريقتين، طريقة سطح الاستجابة (RSM) والانحدار المتعدد، لتحليل البيانات التجريبية. تم إجراء التحليل الإحصائي باستخدام نهج ANOVA. أشارت النتائج إلى أن طريقة RSM أظهرت وجود علاقة جيدة بين البيانات المتوقعة والتجريبية، مما مكن من تحديد ROP الأمثل من خلال نموذج رياضي مناسب. وفي المقابل، كان نهج الانحدار المتعدد أقل حساسًا. وفي الختام، أثبتت طريقة RSM أنها أكثر فعالية وموثوقة للتنبؤ بدقة بـ ROP.

**الكلمات المفتاحية:** التحسين، منهجية سطح الاستجابة، النمذجة، الانحدار المتعدد، التصاميم التجريبية، معلمات الحفر.

## Sommaire

Nomenclature	I
Liste des figures	III
Liste des tableaux	VI
Introduction générale	1

### **Chapitre 1 : Analyse bibliographique de l'optimisation des paramètres de forage**

1. Introduction	5
2. État de l'art sur l'optimisation des paramètres de forage	5
3. Constatations de la revue de littérature	11
4. Conclusion	11

### **Chapitre 2 : Description et fonctionnement de l'appareil de forage pétrolier**

1. Introduction	14
2. Techniques de forage	14
3. Classification des machines de forage pétrolier	16
4. Opérations majeures de forage pétrolier	17
4.1 Équipement de surface	18
4.1.1 Système de levage	18
4.1.2 Système rotation	20
4.1.2.1 Table de rotation	20
4.1.2.2. Top drive	21
4.1.2.3. La tête d'injection	21
4.1.3 Système de circulation de boue	22

4.1.3.1 Bacs à boue .....	23
4.1.3.2 Pompes de forage.....	23
4.1.3.3 La boue de forage .....	24
4.1.4 Système de production d'énergie .....	24
4.1.5 Système de contrôle du puits .....	24
4.2 Équipements de fond .....	25
4.2.1 Le train de tiges .....	25
4.2.2 Les outils .....	25
4.3 Procédés de forage rotatif .....	26
5. Paramètres de réglage de la machine de forage .....	28
5.1 Paramètres hydrauliques .....	28
5.1.1 Pression .....	28
5.1.2 Débit .....	29
5.1.3 Densité de la boue de forage .....	29
5.1.4 Viscosité de la boue de forage .....	29
5.2 Paramètres mécaniques .....	30
5.2.1 Le poids sur l'outil WOB (Weight On Bit) .....	30
5.2.2 La vitesse de rotation RPM .....	31
5.2.3 La nature de la roche .....	31
5.2.4 Choix de l'outil.....	32
5.2.5 Les outils à molettes .....	32
5.2.6 Les outils diamants .....	34
5.2.7 Types d'outils diamant.....	35
5.2.7.1 Outil diamant naturel .....	35
5.2.7.2 Outils PDC (Polycristalline Diamond Compact) .....	36
5.2.7.3 Outils TSP ( Thermally Stable Polycristalline ) .....	39
5.2.7.4 Les outils hybrides .....	39
6. Conclusion .....	41

### Chapitre 3: Méthodes de modélisation d'une réponse basée sur des données expérimentales

1. Introduction .....	43
2. plans d'expériences .....	43
2.1 Objectifs .....	43
2.2 Notions fondamentales des plans d'expérience .....	44
2.2.1 Réponse .....	44
2.2.2 Facteurs .....	45
2.2.3 Niveau .....	45
2.2.4 Domaine du facteur .....	45
2.2.5 Espace expérimental .....	45
2.2.6 Point expérimental .....	46
2.2.7 Domaine d'étude .....	46
2.2.8 Surface de réponse .....	47
2.2.9 Notion d'interaction .....	47
2.3 Modélisation mathématique .....	48
2.4 Démarche d'une étude par plans d'expériences .....	48
2.5 Plans factoriels complets à deux niveaux .....	50
2.5.1 Représentation d'une étude sous forme de tableau .....	50
2.5.2 Présentation des résultats d'essais .....	51
2.6 Plans pour surfaces de réponse .....	52
2.6.1 Plans composites .....	52
2.6.2 Plans de Box-Behnken .....	53
2.6.3 Plans hybrides .....	55
2.6.4 Les plans de Rechtschaffner pour le second degré .....	55
2.6.5 Plans de D-optimaux .....	56
2.6.6 Les plans non conventionnels et leur éventuelle réparation .....	56
2.7 Logiciels pour les plans d'expérience .....	57
2.7.1 Logiciels non spécialisés .....	57

2.7.2	Logiciels spécialisés en statistique .....	57
2.7.3	Logiciels spécialisés en plans d'expérience .....	58
3.	Analyse des données en utilisant la méthode de régression multiple .....	58
3.1	Modélisation à l'aide de la régression multiple .....	58
3.2	Ajustement du modèle .....	59
4.	Conclusion .....	60

**Chapitres 4 : Amélioration des performances des processus de forage grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple**

1.	Introduction .....	62
2.	Expérimentation .....	62
2.1	Roches utilisées .....	64
2.2	Mesure de ROP .....	65
3	Application de la méthode de surface de réponse RSM .....	65
3.1	Analyse statistique des données.....	66
3.2	Modélisation mathématique .....	68
3.3	Influence des différents paramètres sur le taux de pénétration (ROP).....	69
3.3.1	Influence de la variation du poids (WOB) sur le taux de pénétration .....	69
3.3.2	Influence de la variation de la vitesse rotation (RPM) sur le taux de pénétration.....	71
3.3.3	Influence de la variation de l'angle de coupe ( $\beta$ ) sur le taux de pénétration .....	72
3.3.4	Influence de la variation de la résistance à la compression de la roche (Rc) sur le taux de pénétration .....	74
3.4	Représentation par Surfaces de réponse .....	75
3.5	Résultats .....	76
3.6	Optimisation des paramètres étudiés .....	78
4	Analyse des données en utilisant la méthode de régression multiple .....	80
4.1	Modélisation .....	80
4.2	Validation du modèle .....	80
4.3	Interprétation des résultats .....	82
5.	Comparaison des résultats de RSM et de la régression multiple .....	83

5.1 Modélisation de ROP .....	85
5.2 Précision et fiabilité des résultats .....	85
6. Conclusion .....	86

## **Chapitre 5 : Optimisation des réponses face aux variations de l'angle de coupe**

1. Introduction .....	89
2. Planification des tests selon la méthode des surfaces de réponse .....	89
3. Résultats et discussion .....	91
3.1 Traitement des données .....	91
3.2 Modèles mathématiques .....	93
4. Influences de l'angle de coupe sur la réponse .....	93
5. Interprétation des résultants .....	95
6. Optimisation des réponses .....	97
7. Conclusion .....	98
<b>Conclusion</b> .....	100
<b>Références bibliographiques</b> .....	104
<b>ANNEXE</b> .....	109

## Nomenclature

<b>Symbole</b>	<b>Définition</b>	<b>Unité</b>
WOB	Le poids sur l'outil	kgf
RPM	La vitesse de rotation	tr/min
$\beta$	L'angle de coupe	(°)
Rc	La résistance de la roche à la compression	kgf/cm <sup>2</sup>
F	La force exercée sur la roche	kgf
S	La surface de la roche	cm <sup>2</sup>
ROP	Le taux d'avenement de l'outil	mm/min
PDC	Polycrystalline Diamond Compact	
TSP	Diamants polycristallins thermostables	
A	L'impulsion de la force de choc	N
P	L'effort Axial	N
T	L'effort tangentiel	N
N <sub>ch</sub>	La puissance du choc N <sub>ch</sub>	w
N <sub>r</sub>	La puissance de rotation	w
L	La profondeur	mm
t <sub>p</sub>	Le temps de pénétration	min
a <sub>1</sub> , a <sub>2</sub> , a <sub>3</sub> , ... a <sub>n</sub>	Des constants (coefficients)	
x <sub>i</sub>	Niveau attribué au facteur	
y	La réponse	
$\hat{a}$	Des coefficients estiment les effets des facteurs sur le comportement de la réponse	
$\hat{Y}$	La réponse estimée	
R <sup>2</sup>	Le coefficient de corrélation	
S <sup>2</sup>	La variance	
SS	Sommes des carrés	
SST	Total des sommes des carrés	

SSR	La somme des carrés due à la régression du modèle
MS	carrés moyens ajustés
SSE	La somme des carrés due à l'erreur
$\alpha$	Le niveau de signification
DL	Le degré de
Valeur F	Un terme générique désignant tout test statistique dans lequel la statistique de test suit la loi de Fisher sous l'hypothèse nulle..
Valeur P	Une mesure statistique utilisée pour évaluer l'hypothèse nulle dans de nombreux tests statistiques

## Liste des figures

<b>Figure 2.1</b>	Destruction de la roche par différentes techniques de forage	15
<b>Figure 2.2</b>	Distribution des valeurs de $P$ , $N_{ch}$ et $N_r$ pour les divers types de forage	15
<b>Figure 2.3</b>	plateforme de forage pétrolier	17
<b>Figure 2.4</b>	Fonction levage	19
<b>Figure 2.5</b>	Table de rotation	20
<b>Figure 2.6</b>	Top drive	21
<b>Figure 2.7</b>	Circuit de circulation de la boue	22
<b>Figure 2.8</b>	Pompe de forage	23
<b>Figure 2.9</b>	équipements de forage pétrolier	27
<b>Figure 2.11</b>	Cône d'outils	33
<b>Figure 2.12</b>	Outil à molettes	33
<b>Figure 2.13</b>	Mode de destruction de la roche pour les outils à mollettes	34
<b>Figure 2.14</b>	Outil diamant naturel	36
<b>Figure 2.15</b>	Outil PDC	37
<b>Figure 2.16</b>	Design d'un outil PDC	37
<b>Figure 2.17</b>	Dent (cutter) PDC	38
<b>Figure 2.18</b>	Mode de destruction des outils PDC et des outils diamant naturel	38
<b>Figure 2.19</b>	Outil TSP	39
<b>Figure 2.20</b>	Taillants des outils intégraux	39
<b>Figure 2.21</b>	Outils hybrides	40
<b>Figure 3.1</b>	Domaine du facteur	45
<b>Figure 3.2</b>	Espace expérimental	46
<b>Figure 3.3</b>	Point expérimental	46
<b>Figure 3.4</b>	Domaine d'étude	47
<b>Figure 3.5</b>	Surface de réponse	47
<b>Figure 3.6</b>	Plan composite pour deux facteurs	53
<b>Figure 3.7</b>	Plan de Box- Behnken pour trois facteurs	54
<b>Figure 3.8</b>	Exemple de plan non conventionnel	56
<b>Figure 4.1</b>	Foreuse pour essais	63

<b>Figure 4.2</b>	Illustration de l'outil de forage PDC utilisé aux expériences	<b>63</b>
<b>Figure 4.3</b>	Roches utilisés	<b>64</b>
<b>Figure 4.4</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 3^\circ$ RC=640kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.5</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 8^\circ$ , C=640kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.6</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses et ( $\beta= 45^\circ$ , RC=640kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.7</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 3^\circ$ , RC=750kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.8</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta=8^\circ$ , RC=750kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.9</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 45^\circ$ , RC=750kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.10</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 3^\circ$ , RC=1550kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.11</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 8^\circ$ RC=1550kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.12</b>	ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 45^\circ$ , RC=1550kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>70</b>
<b>Figure 4.13</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 3^\circ$ , Rc=640kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.14</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 8^\circ$ , Rc=640kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.15</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 45^\circ$ , Rc=640kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.16</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 3^\circ$ , Rc=750kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.17</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 8^\circ$ , Rc=750kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.18</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 45^\circ$ , Rc=750kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.19</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 3^\circ$ , Rc=1550kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.20</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 8^\circ$ , Rc=1550kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.21</b>	ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 45^\circ$ , Rc=1550kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>71</b>
<b>Figure 4.22</b>	ROP en fonction de $\beta$ à trois poids (RPM=118tr/min, Rc=640 kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>72</b>
<b>Figure 4.23</b>	ROP en fonction de $\beta$ à trois poids (RPM=135tr/min, Rc=640 kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>72</b>
<b>Figure 4.24</b>	ROP en fonction de $\beta$ à trois poids (RPM=152tr/min, Rc=640 kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>72</b>
<b>Figure 4.25</b>	ROP en fonction de $\beta$ à trois poids (RPM=118tr/min, Rc=750 kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>73</b>
<b>Figure 4.26</b>	ROP en fonction de $\beta$ à trois poids (RPM=135tr/min, Rc=750 kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>73</b>
<b>Figure 4.27</b>	ROP en fonction de $\beta$ à trois poids (RPM=152 tr/min, Rc=750 kgf/cm <sup>2</sup> )	<b>73</b>

<b>Figure 4.28</b>	ROP en fonction de $\alpha$ à trois poids (RPM=118tr/min, $c=1550\text{kgf/cm}^2$ )	<b>73</b>
<b>Figure 4.29</b>	ROP en fonction de $\beta$ à trois poids (RPM=135tr/min, $c=1550\text{kgf/cm}^2$ )	<b>73</b>
<b>Figure 4.30</b>	ROP en fonction de $\beta$ à trois poids (RPM=152tr/min, $R_c=1550\text{ kgf/cm}^2$ )	<b>73</b>
<b>Figure 4.31</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=118 tr/min, $\beta=3^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.32</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=135 tr/min, $\beta=3^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.33</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=152tr/min, $\beta=3^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.34</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=118 tr/min, $\beta=8^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.35</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=135 tr/min, $\beta=8^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.36</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=152 tr/min, $\beta=8^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.37</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=118 tr/min, $\beta=45^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.38</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=135 tr/min, $\beta=45^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.39</b>	ROP en fonction de $R_c$ à trois poids (RPM=152 tr/min, $\beta=45^\circ$ )	<b>74</b>
<b>Figure 4.40</b>	Représentation 3D de la réponse ROP en fonction de variables d'entrée	<b>75</b>
<b>Figure 4.41</b>	Valeurs mesurées et prévues du taux de pénétration	<b>78</b>
<b>Figure 4.42</b>	Valeurs optimales	<b>79</b>
<b>Figure 4.43</b>	Cohérence entre ROP mesuré et ROP prédit	<b>83</b>
<b>Figure 5.1</b>	Représentation de l'angle de coupe	<b>89</b>
<b>Figure 5.2</b>	Variation de ROP en fonction de WOB et RPM pour un angle de coupe $45^\circ$	<b>94</b>
<b>Figure 5.3</b>	Variation de ROP en fonction de WOB et RPM pour un angle de coupe $8^\circ$	<b>94</b>
<b>Figure 5.4</b>	Variation de ROP en fonction de WOB et RPM pour un angle de coupe $3^\circ$	<b>95</b>
<b>Figure 5.5</b>	Taux de pénétration prévu en fonction du taux de pénétration expérimental (Angle de coupe $45^\circ$ )	<b>96</b>
<b>Figure 5.6</b>	Taux de pénétration prévu en fonction du taux de pénétration expérimental (Angle de coupe $8^\circ$ )	<b>96</b>
<b>Figure 5.7</b>	Taux de pénétration prévue en fonction du taux de pénétration expérimental (Angle de coupe $3^\circ$ )	<b>97</b>

## Liste de tableaux

<b>Tableau 2.1</b>	Classification des machines de forage pétrolier	<b>16</b>
<b>Tableau 3.1</b>	Plan d'expériences	<b>51</b>
<b>Tableau 3.2</b>	Plan d'expériences avec résultats expérimentaux	<b>51</b>
<b>Tableau 3.3</b>	Plan de Box- Behnken pour 3 facteurs	<b>54</b>
<b>Tableau 3.4</b>	Plan hybride 311B	<b>55</b>
<b>Tableau 4.1</b>	Caractéristiques de la foreuse utilisée	<b>62</b>
<b>Tableau 4.2</b>	Valeurs sélectionnées des facteurs	<b>64</b>
<b>Tableau 4.3</b>	Caractéristiques des roches	<b>64</b>
<b>Tableau 4.4</b>	Résultats des essais	<b>65</b>
<b>Tableau 4.5</b>	Analyse de la variance	<b>67</b>
<b>Tableau 4.6</b>	Pourcentage d'erreurs entre la réponse mesurée et la réponse prédite	<b>77</b>
<b>Tableau 4.7</b>	Paramètres optimisant la réponse	<b>79</b>
<b>Tableau 4.8</b>	Analyse de variance	<b>81</b>
<b>Tableau 4.9</b>	Statistiques de la régression	<b>82</b>
<b>Tableau 4.10</b>	Pourcentage d'erreur	<b>82</b>
<b>Table 4.11</b>	Comparaison entre RSM et Régression Multiple	<b>84</b>
<b>Tableau 4.12</b>	Indices d'adaptation des modèles	<b>85</b>
<b>Tableau 5.1</b>	Valeurs choisies des facteurs	<b>89</b>
<b>Tableau 5.2</b>	Résultats des tests pour un angle de coupe de 45°	<b>90</b>
<b>Tableau 5.3</b>	Résultats des tests pour un angle de coupe de 8°	<b>90</b>
<b>Tableau 5.4</b>	Résultats des tests pour un angle de coupe de 3°	<b>91</b>

<b>Tableau 5.5</b>	Analyse de variance pour l'angle de coupe 45°	<b>91</b>
<b>Tableau 5.6</b>	Analyse de variance pour l'angle de coupe 8°	<b>92</b>
<b>Tableau 5.7</b>	Analyse de variance pour l'angle de coupe 3°	<b>92</b>
<b>Tableau 5.8</b>	Valeurs optimales pour angle de coupe 45°	<b>98</b>
<b>Tableau 5.9</b>	Valeurs optimales pour angle de coupe 8°	<b>98</b>
<b>Tableau 5.10</b>	Valeurs optimales pour angle de coupe 3°	<b>98</b>

# **Introduction générale**

## Introduction générale

À mesure que la demande mondiale en hydrocarbures s'est imposée de manière impérative, tant en termes d'utilisation que d'investissements financiers substantiels, l'exploration et l'exploitation pétrolière ont évolué en des domaines critiques, influençant le développement technologique et l'évolution des bénéfices. Des efforts éminents sont déployés à la fois dans le domaine de la recherche et de l'industrie, visant à atteindre des forages plus précis, mieux contrôlés et conformes aux normes en vigueur en termes de coûts et de qualité du processus. Dans ce contexte, de nombreuses études ont été entreprises pour maîtriser le comportement de l'opération de forage pétrolier dont l'objectif constant étant de réduire le coût et d'améliorer la performance de forage. Les critères de performance du forage sont habituellement déterminés par la nature de la formation à forer, ainsi que par les paramètres de la machine de forage, incluant le choix de l'outil, la vitesse de rotation, le poids des tiges et les caractéristiques de la boue utilisée. L'étude actuelle s'oriente vers l'évaluation du taux de pénétration dans le sol face aux variations des différents paramètres mécaniques de forage. La méthode de surface de réponse RSM a été adoptée pour étudier l'influence de ces paramètres. Cette approche est considérée comme l'un des éléments essentiels de la conception expérimentale visant à développer de nouveaux processus et élever leurs performances. La méthode de Surface de Réponse (RSM) a été élaborée dans le but d'améliorer les produits et les systèmes en rationalisant la composante de charge, en réduisant l'instabilité de la réponse du processus, et en concevant des produits robustes face aux conditions environnementales. Cette méthodologie englobe un ensemble de techniques mathématiques et statistiques qui s'avèrent précieuses pour l'analyse et la résolution de problèmes où la réponse est influencée par de multiples facteurs. L'objectif principal est d'améliorer cette réponse. L'approche statistique régression multiple vise à déterminer la relation linéaire entre une variable de réponse et plusieurs variables explicatives. Elle permet d'évaluer l'impact de chaque variable explicative sur la variable de réponse et d'estimer les coefficients associés à chaque variable explicative.

Dans le cadre de cette étude, deux approches méthodologiques sont mises en œuvre : la méthode de surface de réponse (RSM) et la régression multiple pour examiner l'impact des paramètres mécaniques de forage, tels que le poids (WOB), la vitesse de rotation (RPM), l'angle de coupe de l'outil ( $\beta$ ), et la résistance des roches, sur le taux de pénétration. Les tests expérimentaux ont été effectués sur trois types de roches calcaires selon trois niveaux différents. On a choisi un outil

PDC pour réaliser les tests en raison de ses nombreux avantages. Un modèle d'optimisation a été développé à partir de traitement des données obtenues. L'étude vise à déterminer le régime rationnel de la machine de forage en se basant sur l'optimisation des paramètres de forage notamment le poids sur l'outil, et la vitesse de rotation des bits, l'angle de coupe, et la nature de la roche afin de réduire les coûts opérationnels et augmenter l'efficacité de l'opération de forage. L'optimisation des paramètres de forage a été basée sur le traitement et l'analyse statistique des données expérimentales pour arriver à la méthode permettant d'améliorer (rationnaliser) la conception de processus de forage.

L'objectif principale de l'étude est de :

- Effectuer le traitement et l'analyse des données expérimentales en utilisant la méthode de réponse de surface dans le cadre des plans d'expérience.
- Identifier le taux de pénétration optimal en se basant sur les valeurs optimales des paramètres étudiés, dans le but de minimiser les coûts globaux.
- Développer un modèle d'optimisation des paramètres de forage en se basant sur des formules déterminées empiriquement.
- Évaluer la pertinence des résultats obtenus en les comparant à d'autres méthodes.

Pour atteindre ces objectifs, l'étude a été élaborée conformément au plan de travail suivant:

Dans le premier chapitre, nous avons examiné les méthodes permettant de déterminer le régime de fonctionnement optimal d'une machine de forage pétrolier, ainsi que l'état actuel de l'optimisation des paramètres de forage. On également passe en revue les différentes méthodes de résolution proposées par divers auteurs dans ce domaine.

Le deuxième chapitre se concentre sur la théorie du forage pétrolier, offrant un aperçu des principes fondamentaux de la mécanisation des opérations de forage pétrolier. Il comprend une description détaillée de l'installation et du processus impliqués dans le forage pétrolier, ainsi que les paramètres de réglage de la machine de forage, en identifiant les divers facteurs qui influencent la performance du processus de forage, notamment les facteurs figurent le type d'outil utilisé, le poids et la vitesse de rotation, la nature de la roche ainsi que le rôle de la boue.

Dans le troisième chapitre, on présente les méthodes d'optimisations adoptées dans l'étude.

Au cours du quatrième chapitre, une étude expérimentale est menée pour déterminer les paramètres optimaux du régime rationnel de fonctionnement de la machine forage pétrolier. Un

modèle mathématique est développé en utilisant les formules obtenues à partir de la méthode RSM et de la méthode de régression multiple.

Le cinquième chapitre s'est concentré sur la détermination des indices d'impact des variations des angles de coupe de l'outil, l'application des méthodes d'optimisation, et l'identification des modèles d'optimisation.

En conclusion, la dernière section expose les conclusions générales sur la pertinence des différents modèles développés et propose quelques recommandations et perspectives pour les recherches futures dans les domaines connexes.

# **Chapitre 1**

## **Analyse bibliographique de l'optimisation des paramètres de forage**

## 1. Introduction

Les performances de forage sont intrinsèquement liées aux méthodes et aux équipements utilisés. Alors que les techniques traditionnelles de forage sont solidement établies et maîtrisées, le secteur du forage évolue constamment. Les procédés et les technologies modernes sont encore en cours de développement et de perfectionnement. Dans ce contexte dynamique, aussi bien les acteurs industriels que les chercheurs sont vivement intéressés par l'innovation et l'avancement des techniques de forage. Cette section se concentre sur l'aspect théorique, comprenant une revue de la littérature ainsi que quelques exemples représentatifs de l'état de l'art des procédés de forage. Elle souligne les progrès réalisés dans l'amélioration des performances du processus de forage, en se concentrant sur l'optimisation des paramètres de forage, en particulier le taux de pénétration.

## 2. État de l'art sur l'optimisation des paramètres de forage

L'optimisation du taux pénétration de l'outil est cruciale pour accélérer les opérations de forage, réduire les temps de production et les coûts opérationnels, et donc augmenter l'efficacité globale des opérations pétrolières. Lorsque le taux de pénétration est élevé, le forage progresse plus rapidement, ce qui réduit le temps total requis pour achever un puits de forage. Cela peut potentiellement augmenter le nombre de puits achevés dans une période donnée, ce qui se traduit par une production accrue de pétrole ou de gaz et des revenus plus élevés. En réduisant la durée du forage, les coûts associés à ces aspects peuvent également être réduits, ce qui peut contribuer à réduire les coûts globaux de production. Dans cette perspective, Carlos M.C.J a affirmé que la réduction de ces coûts est directement liée à l'optimisation du taux de pénétration (ROP). Cette étude examine deux approches : une méthode d'inférence bayésienne pour cibler le processus d'élicitation et la fusion subséquente de modèles, ainsi qu'un système d'inférence neuronale-floue à évolution dynamique DENFIS (Dynamic Evolving Neural-Fuzzy Inference System). L'auteur souligne que la qualité des résultats obtenus dépend fortement du choix méticuleux des données d'entrée et de la méthode utilisée pour les analyser[1]. Sur le même plan F.S. Boukredera a exposé une nouvelle approche visant à contrôler les paramètres de forage afin de réduire les vibrations du train de tiges et d'optimiser le ROP. Au cours du développement de ce système, plusieurs sujets d'intérêt ont été explorés, notamment les performances du contrôleur (évaluées à l'aide de la boîte à outils MATLAB Fuzzy Logic), l'utilisation de réseaux de neurones artificiels

pour prédire le ROP, et la modélisation des trains de tiges. La stratégie proposée intègre diverses entrées, telles que la variation des paramètres de forage en surface (RPM, WOB et couple), ainsi qu'une estimation prédictive de l'ampleur des vibrations, pour détecter les vibrations de forage et ajuster les paramètres associés. Ce système est conçu pour optimiser plusieurs objectifs simultanément : détecter les inefficacités, atténuer les vibrations et améliorer le ROP [2].

En 1958, Speer a proposé la première méthode visant à déterminer les techniques optimales de forage. Cette approche se fonde sur les interrelations empiriques entre différents facteurs influençant le taux de pénétration, tels que l'impact du poids sur la vitesse de rotation et les paramètres hydrauliques en relation avec la forabilité de la formation. Speer a synthétisé cinq relations dans un tableau unique afin de déterminer la technique optimale de forage à partir d'un minimum de données provenant d'essais sur le terrain [3]

Il existe deux modèles couramment utilisés pour formuler le taux de pénétration et estimer le comportement de la ROP. L'un utilise des modèles analytiques, tel que la méthode de Galle et Woods, tandis que l'autre repose sur l'utilisation de modèles numériques (statistiques) comme l'analyse de régression multiple, notamment le modèle de Bourgoyne et Young.

Parmi les précédents travaux portant sur l'optimisation du taux de pénétration, ceux de Bourgoyne et Young sont particulièrement remarquables. Leur modèle pour estimer le taux de pénétration ROP est devenu une référence fondamentale dans de nombreux nouveaux travaux. Ils ont développé un modèle de taux de pénétration linéaire et ont procédé à une analyse de régression multiple des données de forage pour sélectionner les variables telles que le poids sur l'outil, la vitesse de rotation, ainsi que les paramètres hydrauliques tels que la pression, la nature et le circuit de circulation du fluide de forage. Leur analyse a également pris en compte les effets de la résistance à la formation, de la profondeur, du compactage de la formation, du diamètre du trépan et de l'usure des bits. Ils ont démontré que la méthode d'analyse par régression peut être utilisée pour évaluer systématiquement un grand nombre de constantes de l'équation de la vitesse de pénétration.

Les premiers travaux de modélisation du processus d'avancement d'un outil tricône ont été entrepris par Galle et Woods. Ils ont exploré le développement de relations mathématiques entre le poids sur l'outil et la vitesse de rotation dans le but de minimiser les coûts. Leur approche a donné lieu à l'élaboration de graphiques et de procédures d'application sur le terrain visant à déterminer le meilleur compromis entre le poids sur l'outil et la vitesse de rotation. Leur modèle

impliquait une relation entre le taux d'usure des dents et le temps, basée sur l'inverse du poids du bit et le diamètre du trépan.

D'autres recherches antérieures, dont celle menée par Reed, se sont concentrées sur l'optimisation des paramètres mécaniques et hydrauliques du forage. Reed a élaboré un modèle spécifique de poids et de vitesse de forage dans le but de réduire les coûts opérationnels. Cette étude cherche à dépasser la simple optimisation du poids et de la vitesse en intégrant également la conception et le traitement de la boue de forage. La qualité de la boue de forage revêt une importance cruciale dans l'efficacité du processus de forage, notamment en ce qui concerne la stabilisation des parois du puits et la suspension des débris. Ainsi, l'approche adoptée par Reed vise à améliorer l'ensemble du processus de forage en prenant en compte tous les aspects pertinents, des paramètres mécaniques à la nature du fluide de forage. [6].

La méthode de régression multiple est une technique statistique largement utilisée pour identifier les relations complexes entre plusieurs facteurs et une variable cible, ce qui en fait un outil précieux dans de nombreux domaines. Elle permet également de formuler des prévisions et des estimations basées sur les relations identifiées, ce qui aide les chercheurs et les praticiens à prendre des décisions éclairées. E. Tuna a développé une autre méthodologie d'optimisation du ROP, démontrée comme étant applicable pour obtenir des paramètres de forage contrôlables optimaux. Ces paramètres optimaux sont déterminés par la technique de régression multiple afin de minimiser les coûts de forage. Les résultats ont révélé que les coûts de forage peuvent être réduits en temps réel en utilisant les paramètres contrôlables optimaux identifiés [7]. S. Irawan a utilisé la méthode de régression multiple pour étudier la relation entre différents paramètres mécaniques et hydrauliques de forage. Dans cette étude, le modèle ROP de Bourgoyne et Young a été choisi pour analyser le comportement du taux de pénétration (ROP). D'importants paramètres tels que la profondeur, la pression interstitielle, la densité de circulation équivalente, le poids du trépan, la vitesse de rotation, l'usure des dents du trépan et la force d'impact du jet ont été extraits d'un rapport de forage final. Les résultats de l'analyse ont été utilisés pour déterminer les valeurs optimales du poids sur le trépan permettant une opération de forage optimale [8].

M. Ibrahim a utilisé deux méthodes d'optimisation pour évaluer le modèle de taux de pénétration (ROP) de forage : la méthode de régression multiple et celle des moindres carrés. Les données ont été obtenues à partir de trois puits forés dans deux champs différents. L'équation du modèle a été établie par régression par rapport à cinq paramètres indépendants : le poids sur le trépan

(WOB), la vitesse de rotation (RPM), la pression dans la colonne montante (SPP), le couple, la force d'impact (IF), et le taux de pénétration (ROP). Les résultats obtenus ont montré que l'optimisation du ROP conduit à une augmentation du taux de pénétration, à une réduction du temps de forage, et par conséquent, à une réduction des coûts de forage [9].

D. T. Maulana et B. T. H. Marbun ont employé deux méthodes pour optimiser le processus de forage rotatif réel, à savoir le coût par pied et l'énergie spécifique mécanique. Leur étude s'est concentrée sur l'analyse du taux de pénétration (ROP) en fonction de plusieurs paramètres variables, tels que le choix du trépan, la résistance à la compression et l'abrasivité de la formation rocheuse, les caractéristiques des fluides de forage, le poids appliqué sur le trépan, la vitesse de rotation, l'usure des dents du trépan et le système hydraulique du trépan. Étant donné que la plupart des champs géothermiques en Indonésie se trouvent dans des zones caractérisées par des formations rocheuses volcaniques avec des températures élevées, une résistance à la compression élevée et une abrasivité générale, ces facteurs ont été pris en compte dans leur analyse [10].

L'introduction de la méthodologie de surface de réponse à la fin des années 1990 a révolutionné la façon dont les expériences sont planifiées et exécutées, offrant aux chercheurs et aux ingénieurs un outil puissant pour l'optimisation des processus et la prise de décision basée sur des données expérimentales [11]. Alakbari. F.S, Mohyaldinn. M.E, Ayoub.M. A, Muhsan.A. S et Hassan. A, ont développé de nouvelles relations empiriques basées sur des méthodes statistiques dans le but de prédire les résultats de la méthodologie de surface de réponse apparente (RSM). Ces relations ont été élaborées pour établir une connexion mathématique entre les variables d'entrée et les réponses observées. En utilisant ces corrélations empiriques, les chercheurs ont pu d'optimiser les réglages des variables pour obtenir les meilleures performances du processus, en minimisant les coûts et en maximisant les rendements [12]. Cette méthode a été utilisée par de nombreux chercheurs, dont Panagiotis et Angelos. Leurs recherches portaient sur des études expérimentales axées sur le forage avec des outils en carbure monobloc, utilisant l'Al7075 comme matériau. L'étude était principalement centrée sur l'évaluation des effets des paramètres d'usinage (vitesse de coupe, avance, diamètre de l'outil) sur la force de poussée ( $F_z$ ) et le couple de coupe ( $M_z$ ) lors du dorage de pièces en Al7075. Les données expérimentales ont été analysées en utilisant la méthodologie des surfaces de réponse (RSM) afin d'identifier les facteurs significatifs influençant le développement de  $F_z$  et  $M_z$ . Il a été constaté que le diamètre

de coupe et la vitesse d'avance étaient des facteurs très significatifs, tandis que la vitesse de coupe n'avait pas d'effet notable sur  $F_z$  et  $M_z$  dans les expériences menées [13].

L'équipe de W.F. Ekpotu a adopté la méthodologie de surface de réponse (RSM) en utilisant le logiciel Design Expert 10.0.1 pour analyser les effets des facteurs et de leurs interactions dans une opération de forage conventionnelle. L'objectif de cette étude était d'utiliser RSM pour modéliser l'impact du poids sur bit (WOB), de la charge de crochet et de la vitesse de rotation (RPM) sur le taux de pénétration (ROP), ainsi que sur la pression et le couple de forage. Le traitement des données a été effectué en utilisant l'analyse de variance (ANOVA). Les modèles pour les trois réponses étaient statistiquement significatifs (à un niveau de signification avec des valeurs  $p < 0,05$ ). Les résultats obtenus ont montré que les modèles développés étaient bien adaptés pour étudier les effets des facteurs du processus de forage sur le comportement des réponses [14].

Les méthodes RSM (Response Surface Method) et ABC (Artificial Bee Colony) ont été employées afin de concevoir une nouvelle approche de modélisation basée sur les données pour la sélection du type de bit optimal en fonction du taux de pénétration optimal (ROP). Trois puits norvégiens voisins ont servi de jeu de données pour évaluer cette approche. La méthode RSM a été utilisée pour établir la fonction objectif pour le ROP en raison de son aptitude à ajuster précisément les données, tandis que l'ABC a été exploitée pour déterminer la valeur optimale globale. Ce modèle a été comparé à un modèle existant basé sur un réseau neuronal artificiel et un algorithme génétique [15].

Afin d'évaluer l'évolution du taux de pénétration, il est essentiel d'analyser et de contrôler les autres paramètres qui impactent sa variation. M. Aamir a réalisé une étude sur l'optimisation des paramètres de forage, en se concentrant sur deux processus de forage distincts : le forage mono-coup et le forage multi-trous. Pour cela, il a utilisé la méthode Taguchi. En combinant l'analyse de variance et l'analyse de régression, il a évalué l'importance des différents paramètres de forage et leur impact sur les résultats mesurés, tels que la rugosité de la surface et la taille du trou. De plus, une approche basée sur la logique floue a été employée pour prédire la rugosité de la surface et la taille des trous [16]. O. A. Falode et C. J. Agbarakwe ont utilisé un algorithme génétique pour déterminer les onze paramètres de forage inconnus dans leur modèle proposé. Ce modèle a ensuite été validé à l'aide de données de terrain provenant de puits sélectionnés au hasard et forés dans les sites offshore du champ iranien de Khangiran. Les résultats ont montré

que le modèle proposé était capable d'estimer le taux de pénétration avec une erreur de seulement  $\pm 10\%$ . Cette approche a conduit au développement d'un modèle robuste qui a été testé et s'est avéré fournir des estimations réalistes du taux de pénétration [17]. Un système d'optimisation hybride a été conçu dans le but d'améliorer le processus de forage en maximisant le taux de pénétration (ROP) tout en minimisant les temps non productifs (NPT). Ce système fonctionne en deux phases : la première phase utilise les données de forage existantes, tandis que la deuxième phase effectue des ajustements en temps réel pour optimiser l'efficacité du forage. Les paramètres de forage dynamiques contrôlables tels que le poids sur le foret (WOB), le débit de la pompe (GPM) et la vitesse de rotation (RPM) sont ajustés selon les besoins. Ces ajustements ont entraîné une augmentation potentielle de plus de 22 % de l'efficacité du ROP, ainsi qu'une réduction des coûts de 15 à 20 % [18]. Pour atténuer ou minimiser les vibrations de stick-slip dans le train de tiges de forage et améliorer le taux de pénétration (ROP), un modèle prenant en compte le ROP a été établi sur la base du modèle multidimensionnel de vibration de torsion du forage. L'impact du couple de rotation, de la vitesse de rotation (RPM) et du poids sur le trépan (WOB) sur les vibrations dans le train de tiges de forage a été examiné. L'optimisation de ces paramètres a entraîné une augmentation du ROP de 11,5 % pour les formations tendres, de 13,7 % pour les formations de dureté moyenne et de 14,3 % pour les formations dures [19].

I. Sobhi a introduit une nouvelle méthode d'optimisation du taux de pénétration (ROP) basée sur une variété de modèles ROP (modèles Maurer, Bingham, Bourgoyne et Young), d'algorithmes (régression multiple, optimisation, ACO "ant colony optimization", fminunc, fminsearch, fsolve, lsqcurvefit, lsqnonlin), et différentes fonctions objectif. Les données provenant d'un puits offshore dans le champ pétrolifère de Louisiane ont été utilisées pour comparer cette approche d'estimation des paramètres avec d'autres techniques, en explorant également les jeux de données d'un puits onshore dans le champ pétrolifère de Hassi Messaoud en Algérie. Les résultats ont confirmé la supériorité et l'efficacité des modèles B&Y par rapport aux modèles Bingham et Maurer. Les algorithmes Fminsearch, lsqcurvefit, ACO et Excel (GRG) ont fourni les meilleures performances en termes de prédiction du ROP. L'application de l'approche MNL, en utilisant l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le coefficient de détermination ( $R^2$ ) comme fonctions objectif, a considérablement amélioré la précision de la prédiction, avec des résultats de ( $R = 0,9522$ ,  $RMSE = 2,85$ ) pour le puits 1 et ( $R = 0,9811$ ,  $RMSE = 4,08$ ) pour le puits 2, respectivement. Cette étude confirme l'applicabilité du modèle B&Y à la fois pour les puits

terrestres et offshore, et démontre la possibilité de surmonter les limitations de données dans la prédiction du ROP. Enfin, des techniques d'optimisation simples et efficaces, nécessitant moins d'espace mémoire et de temps de calcul, ont été suggérées [20].

### **3. Constatations de la revue de littérature**

La synthèse des recherches antérieures constitue une étape cruciale dans l'évaluation de la valeur scientifique de l'étude actuelle. Cette évaluation repose sur plusieurs éléments, notamment les données utilisées, les méthodologies adoptées et les résultats obtenus. En analysant les études antérieures dans le domaine du forage, on constate un objectif commun partagé par la plupart de ces recherches : l'optimisation des opérations de forage pour réduire les coûts. L'approche adoptée dans cette recherche pour aborder le problème est en grande partie similaire à celle des études précédentes, notamment en ce qui concerne le traitement des données, la formulation des problèmes et l'interprétation des résultats.

En comparant l'étude actuelle avec les recherches antérieures qui utilisent des techniques d'analyse et de modélisation similaires dans le domaine du forage, il est évident que le coefficient de détermination du modèle ( $R^2$ ) de cette étude est compétitif, voire supérieur, à ceux obtenus dans les études précédentes. Cette observation met en lumière la qualité élevée des résultats obtenus, ainsi que l'efficacité et la fiabilité du modèle développé dans cette recherche. En raison de la précision des résultats, ces derniers sont considérés comme étant raisonnables et relativement réalistes, ce qui les rend applicables dans des environnements présentant des caractéristiques géologiques similaires, comme le forage de puits de pétrole.

En outre, l'intégration de facteurs supplémentaires, tels que les paramètres hydrauliques du processus de forage, notamment le débit de boue, pourrait apporter une amélioration significative à l'analyse globale du comportement du ROP. Cette considération suggère des pistes potentielles pour des recherches futures visant à affiner et à enrichir davantage notre compréhension des processus de forage et de leurs interactions avec les paramètres environnementaux.

### **4. Conclusion**

L'optimisation des paramètres de forage vise à développer des méthodes permettant d'améliorer et de rationaliser la conception des processus de forage. Ce domaine est en constante expansion, notamment dans le secteur du forage pétrolier, où des avancées significatives sont

réalisées. De nombreuses études ont été menées avec succès dans ce domaine, la plupart étant axées sur la réduction des coûts associés aux opérations de forage.

Les progrès réalisés dans les approches de traitement de données ont joué un rôle crucial dans la modélisation des problèmes de forage. Ces avancées facilitent la gestion plus fiable des données et soutiennent l'optimisation du processus de forage. L'optimisation se concentre principalement sur deux aspects majeurs : d'une part, l'amélioration des performances de l'équipage de forage, et d'autre part, l'optimisation des paramètres qui ont le plus grand impact sur l'efficacité du forage et la minimisation des coûts. En mettant l'accent sur ces deux domaines, les chercheurs visent à maximiser l'efficacité opérationnelle tout en réduisant les dépenses associées aux opérations de forage.

## **Chapitre 2**

# **Description et fonctionnement de l'appareil de forage pétrolier**

### **1. Introduction**

Une machine de forage pétrolier constitue un ensemble structurel conçu initialement pour perforer la roche et créer un puits. L'avancement du puits pétrolier est réalisé par la rotation de l'outil de forage et la pression exercée par le poids des tiges. Avant d'examiner l'impact de ces paramètres sur la qualité du forage, on penche de manière approfondie sur les équipements utilisés pendant le forage, ainsi que sur la classification du forage pétrolier parmi les différentes stratégies de forage.

### **2. Techniques de forage**

Diverses méthodes de forage sont disponibles pour créer un trou dans le sol. Chacune présente ses propres avantages et inconvénients, en termes de profondeur de pénétration, de type d'échantillon récupéré, de coûts associés et de taux de pénétration atteints. Ces techniques de forage peuvent être regroupées en trois grandes catégories :

#### **- Forage percutant**

La méthode de forage par percussion est largement utilisée dans l'exploitation des gisements de minerais. La principale distinction par rapport aux autres techniques de forage réside dans le fait que l'énergie utilisée pour fracturer la roche est transmise à une fréquence définie plutôt qu'en continu. Cet équipement est alimenté par un compresseur d'air, qui propulse le marteau dans le trou de forage pour briser et broyer le terrain (phase de percussion) tout en évacuant les débris vers l'extérieur (phase de soufflage/évacuation). La roche éclate sous l'impact des fortes pressions exercées de manière intermittente par l'outil de forage.

#### **- Forage rotatif**

Initialement conçue pour le forage de puits pétroliers, cette approche est aujourd'hui employée dans le forage des carrières et les tunnels. La méthode rotative implique l'utilisation de trépan à dents de type tricône ou de trépan à éléments de coupe fixes, tels que les outils diamant. Ces outils sont soumis à une force générée par un poids tout en étant simultanément entraînés en rotation.

- Forage roto-percutant

Le forage roto-percutant adopte une approche hybride. En exploitant une séquence de percussions rapides en conjonction avec un système de rotation, la tige de forage pénètre le sol grâce à une action combinée de forage et de martelage. La manière dont la roche est altérée au fond du trou pendant chaque variante de forage est illustrée dans la figure (2.1).

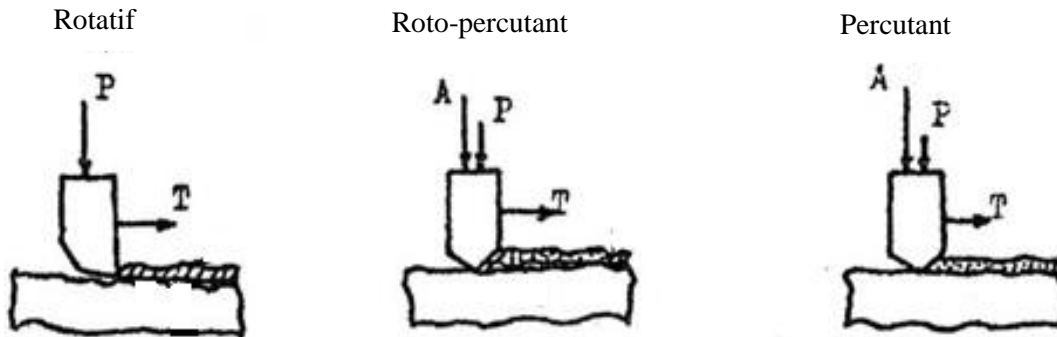


Figure 2.1 : Destruction de la roche par différentes techniques de forage [21].

Avec : **A** l'impulsion de la force de choc, **P** l'effort Axial, **T** l'effort tangentiel.

La répartition des valeurs relatives de l'effort axial  $P$ , de la puissance du choc  $N_{ch}$ , et de la puissance de rotation  $N_r$  pour chaque méthode de forage est exposée dans la figure (2.2).

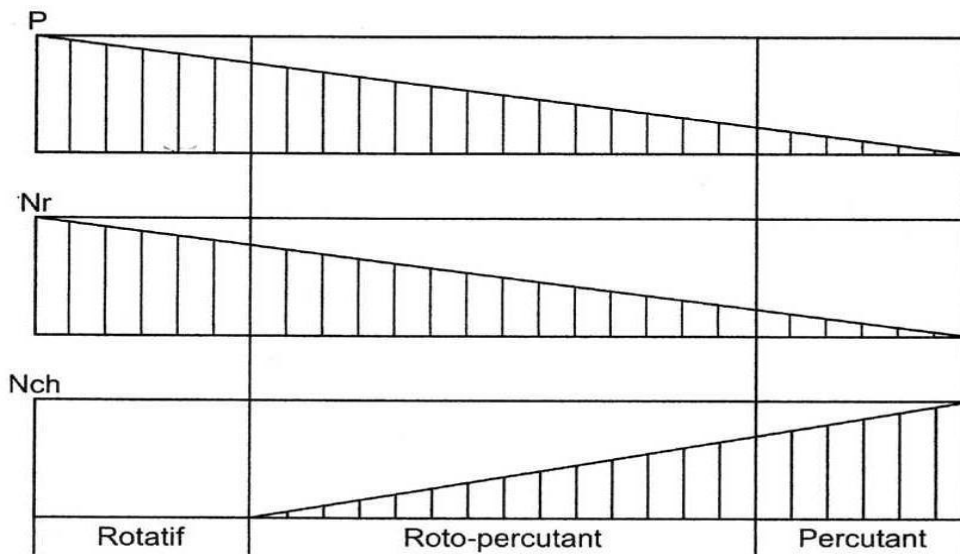


Figure 2.2 : Distribution des valeurs de  $P$ ,  $N_{ch}$  et  $N_r$  pour les divers types de forage [21].

Chaque machine de forage est spécifiquement élaborée pour opérer dans une plage de profondeurs définie. Il est notable que les équipements de forage rotatif représentent le choix optimal pour des perforations plus profondes, quelle que soit la dureté des roches. En lien avec cela, la méthode de forage privilégiée pour les puits pétroliers est le mode rotatif, qui repose sur la rotation d'un outil tout en lui appliquant une force pondérale. Cette méthode présente l'avantage de permettre une remontée continue des débris générés au fond du trou, résultant de la fragmentation de la roche par l'outil, jusqu'à la surface grâce à la circulation du fluide de forage [22].

### 3. Classification des machines de forage pétrolier

Sélectionner un appareil en adéquation avec les exigences de capacité et de puissance définies par le programme de forage est une étape préalable essentielle avant toute opération. Les caractéristiques des machines de forage varient en fonction des objectifs visés, de la nature des formations à forer, et des spécificités des sites de travail. La classification des machines de forage se fait en premier approche par la capacité de profondeur de forage maximale [23].

En tenant compte des opérations de manipulation, on peut estimer la puissance maximale que le treuil de forage (Draw works) devra fournir. Lors de la sélection d'un appareil de forage, l'attention se porte exclusivement sur la puissance du treuil. En règle générale, pour chaque tranche de 100 pieds de forage, une puissance de 10 hp est requise au treuil. Le tableau (2.1) récapitule la puissance nécessaire pour chaque intervalle de profondeur dans chaque catégorie des machines.

**Tableau 2.1** : Classification des machines de forage pétrolier.

<b>Classe</b>	<b>Profondeur</b>	<b>Puissance</b>
Légères	1500 – 2000 m	650 HP
Moyenne	3500 m	1300 HP
Lourde	6000 m	2000 HP
Ultra lourdes	8000 – 10000 m	3000 HP

Chaque machine de forage est spécifiquement conçue pour opérer dans une plage de profondeurs définie. Opter pour un équipement trop massif entraîne des coûts supplémentaires liés à la consommation d'énergie. Les autres fonctions telles que le pompage et la rotation sont dimensionnées en fonction du programme de forage et de l'installation standard des tubages pour un puits à la profondeur spécifiée. [23].

### 4. Opérations majeures de forage pétrolier

La majorité des puits sont forés de manière verticale à l'aide d'un trépan suspendu à un train de tiges de forage. La tige située au niveau du sol est actionnée par la table de rotation, laquelle entraîne le mouvement du trépan. À une profondeur déterminée, des tubes de cuvelage sont installés pour stabiliser le forage. Une machine spécialement conçue pour le forage pétrolier comprend plusieurs systèmes regroupés en deux parties distinctes : équipements de surface et équipements de fond, comme le montre la figure ( 2.3) [24].

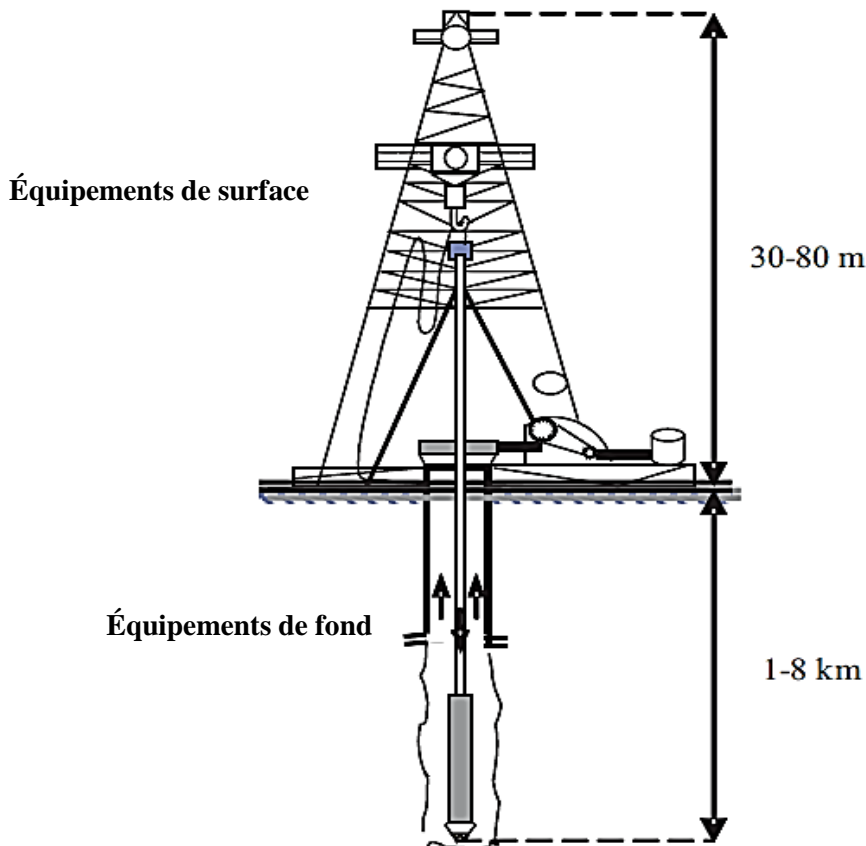


Figure 2.3 : Plateforme de forage pétrolier [25].

### 4.1. Équipement de surface

La partie située en surface du sol comprend une structure verticale connue sous le nom de derrick ou mât. Cette structure héberge les équipements de levage, ainsi qu'un plancher facilitant la manipulation, le vissage et le dévissage des tiges, et le remplacement de l'outil (trépan). Elle se compose de plusieurs modules, à savoir :

- Système de levage ;
- Système rotatif ;
- Système de circulation de la boue ;
- Système de production d'énergie ;
- Système de contrôle des puits et divers équipements électriques.

#### 4.1.1. Système de levage

Le dispositif se compose d'un derrick (mât), d'un treuil motorisé installé au sol à sa base, accompagné d'un palan comprenant des moufles fixes et mobiles, ainsi que du câble correspondant. La structure du module de levage est illustrée dans la figure (2.4).

#### Le mât de forage

Il est utilisé pour les opérations de manipulation des garnitures de forage ou des tubages, que ce soit pour les remonter du puits ou les descendre. Les tiges sont stockées verticalement dans le derrick. À mesure que le trépan de forage progresse dans le puits, il est nécessaire d'ajouter des tiges au train qui descend dans le trou. Les tiges de forage ont pour fonction de maintenir l'outil, de lui transmettre la rotation nécessaire pour le forage du puits, et de lui fournir la boue. Étant donné qu'une petite partie de ce poids est suffisante pour faire avancer l'outil, la foreuse retient généralement le train de tiges et l'outil situé à son extrémité.

## Le treuil de forage

Se distingue par sa puissance maximale de levage, et sa capacité indique la classe de profondeur des forages envisageables. Ses fonctions principales comprennent [26]:

- Le levage de la garniture de forage et du tubage ;
- L'entraînement d'un arbre secondaire pour dévisser et visser les tiges et les tubages ;
- Le déplacement de charges lourdes à des vitesses élevées.

## Les moufles

Sont des dispositifs permettant de démultiplier les efforts pour soulever des charges importantes. Le moufle se compose d'un câble, d'un moufle fixe, d'un moufle mobile et d'un réa. Le brin actif désigne la partie du câble située entre le tambour du treuil et le moufle fixe. Le brin mort représente la portion de câble sortant du moufle fixe et se dirigeant directement vers le point fixe (réa). C'est sur ce brin mort que sont effectuées les mesures de tension du câble, permettant de déterminer le poids suspendu au crochet.

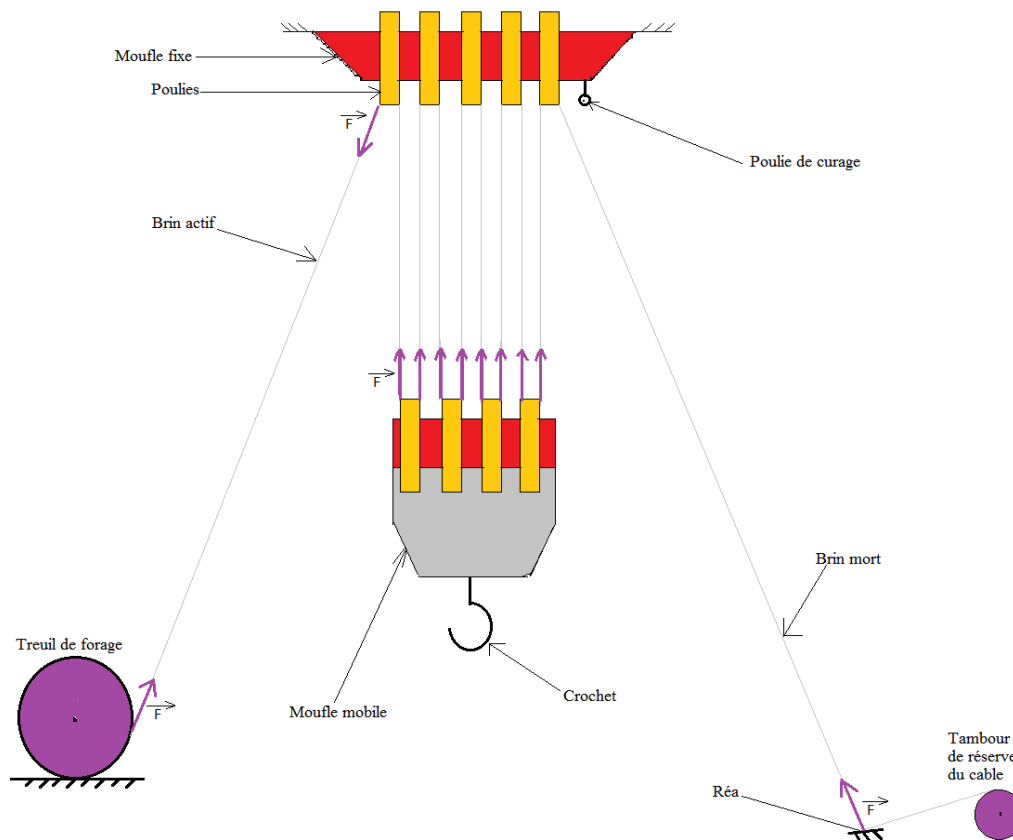


Figure 2.4: Fonction levage.

Un plancher de travail est aménagé au pied du mât, offrant ainsi une zone de travail pour l'équipe. Il est surélevé de quelques mètres au-dessus du sol, facilitant l'introduction des composants de la tête de puits et des obturateurs. L'ensemble repose sur une substructure robuste constituée de caissons en treillis de fer soudés.

### 4.1.2. Système de rotation

Ce composant intègre l'ensemble des éléments nécessaires à la transmission de la rotation à l'outil. Cela englobe la table de rotation avec son système motorisé, la tige d'entraînement, ainsi que le train de tiges et la tête d'injection.

#### 4.1.2.1 Table de rotation

Généralement, la table de rotation est motorisée par un moteur électrique. La structure de la table de rotation est présentée dans la figure (2.5). Elle est constituée de trois éléments essentiels :

- **Tige d'entraînement (Tige carrée)** : Ayant fréquemment une section carrée, hexagonale ou triangulaire, elle subit un mouvement de rotation engendré à la fois par la table et par l'intermédiaire du carré (Kelly drive bushing).
- **Le carré d'entraînement (Kelly drive bushing)** : Cet élément est responsable de la transmission du mouvement de rotation de la table à la tige d'entraînement, et par extension, à la garniture de forage.
- **Corps ou bâti** : Présentant une ouverture centrale cylindrique, la partie rotative s'appuie sur le bâti grâce à un roulement à billes ou à rouleaux, garantissant simultanément sa rotation.

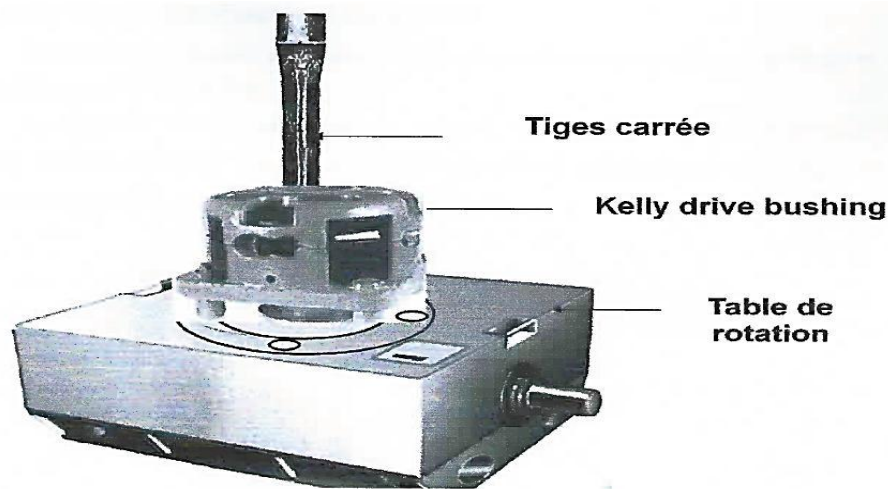
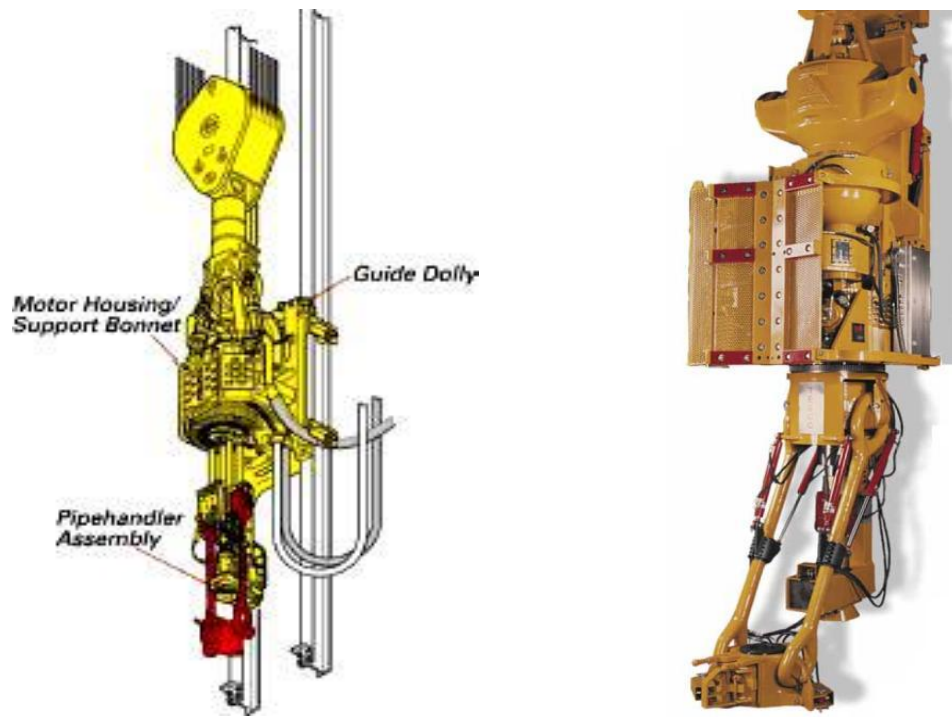


Figure 2.5: Table de rotation.

### 4.1.2.2 Top drive

Le Top Drive (entraînement supérieur) est une innovation récente sur les chantiers de forage, conçue pour remplacer la table de rotation. Il est fixé au derrick à l'aide d'une glissière, éliminant ainsi le besoin de la tige d'entraînement et de la table de rotation pour faire tourner la garniture. Le Top Drive est spécifiquement conçu pour réduire au maximum le temps de forage. Le Top Drive est présenté dans la figure( 2.6).



**Figure 2.6 :** Top drive.

### 4.1.2.3 La tête d'injection

La tête d'injection joue un rôle crucial en assurant la liaison entre la partie mobile et la partie fixe d'une installation de forage. Suspendue d'un côté au crochet de levage et vissée de l'autre côté à la tige carrée. Elle remplit les fonctions suivantes :

- Elle agit comme un palier de roulement pour l'ensemble du train de tiges pendant le forage.
- Elle facilite le passage de la boue de forage depuis une conduite fixe (Flexible d'injection) vers une conduite en rotation (train de sonde).

### 4.1.3 Système de circulation de boue

La boue constitue effectivement un mélange d'eau, d'argile et d'additifs. Une injection ininterrompue de boue dans le puits est maintenue tout au long de l'opération de forage. La fabrication de la boue se déroule dans des bassins de grande capacité. Elle est ensuite aspirée par des pompes et dirigée dans les tiges creuses. Descendant le long de la garniture de forage, elle s'échappe par les orifices de l'outil, remonte à travers l'espace annulaire entre la garniture de forage et le puits jusqu'à la surface. À ce stade, elle est recueillie dans un tube vertical (tube fontaine), puis acheminée horizontalement par une goulotte vers des tamis vibrants pour être débarrassée des déblais, avant d'être réintroduite dans le puits. La figure (2.7) récapitule les différentes étapes du processus de circulation de la boue de forage.

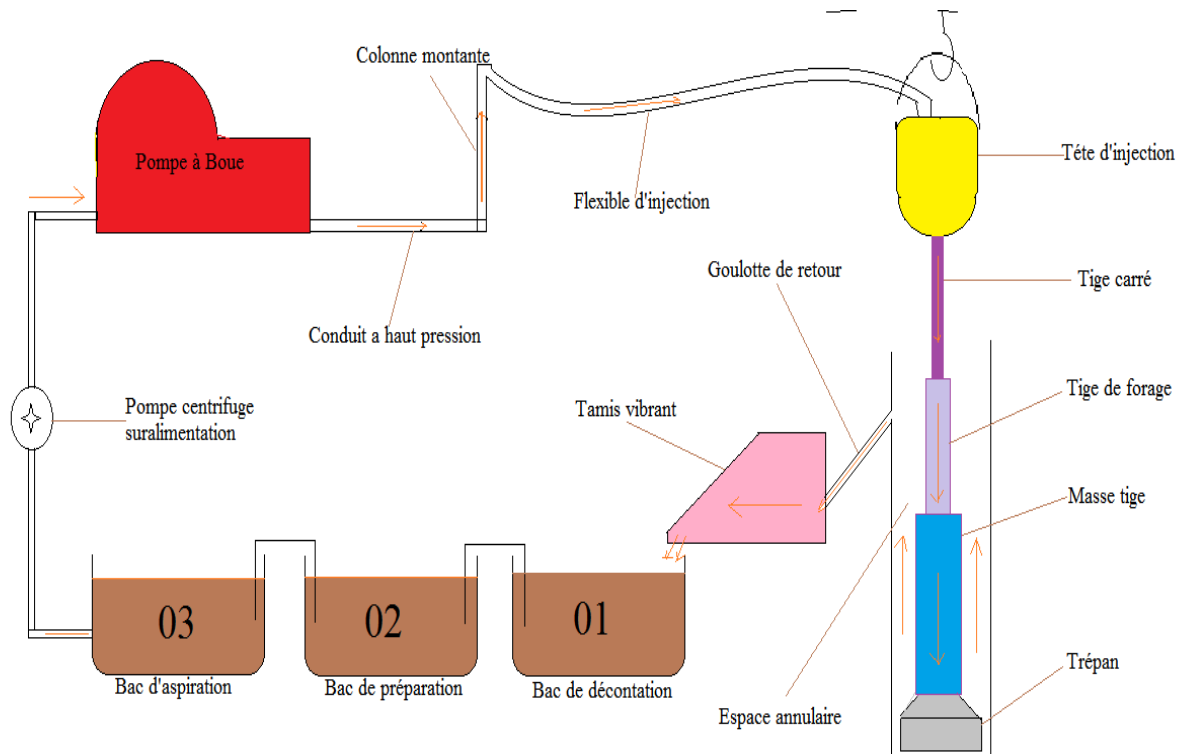


Figure 2.7 : Circuit de circulation de la boue.

La circulation de la boue dans un forage nécessite l'utilisation de :

- Bacs à boue
- Pompes puissante.

#### 4.1.3.1 Bacs à boue

- **Les bacs de circulation** : Il s'agit de réservoirs métalliques où la boue est produite, maintenue en agitation, aspirée par la pompe de forage, et peut retourner à ces réservoirs par le biais de la goulotte.
- **Les bacs de réserve** : Ces réservoirs servent à stocker soit une boue fraîchement préparée en attente, soit une boue déjà utilisée. Leur capacité est généralement plus importante que celle des bacs de circulation.

**Les bacs de décantation** : Leur capacité est similaire à celle des bacs de circulation.

#### 4.1.3.2 Pompes de forage

Il s'agit de pompes alternatives, où le mouvement alternatif des pistons et des tiges est généré par le système conventionnel de la bielle et d'un vilebrequin. Ces pompes, de principe volumétrique, délivrent un débit directement proportionnel à la cylindrée de la pompe et à la vitesse de rotation du vilebrequin. En plus de leur puissance et de leur débit, une pompe doit présenter des qualités de souplesse, de robustesse et de facilité d'entretien. Elles sont actionnées par des moteurs électriques. La structure de la pompe est illustrée dans la figure (2.8).

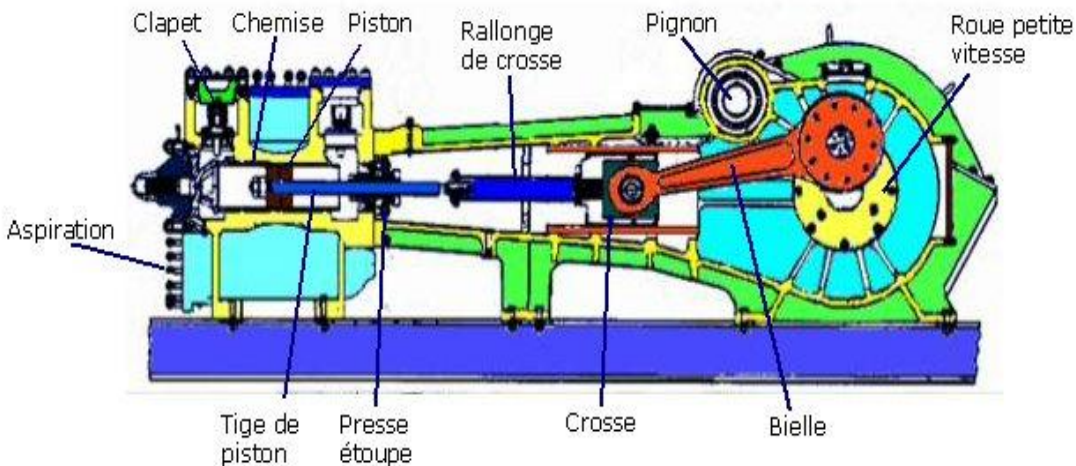


Figure 2.8 : Pompe de forage.

### 4.1.3.3 La boue de forage

La boue utilisée pendant le forage d'un puits assume plusieurs rôles essentiels : elle nettoie, refroidit et lubrifie le trépan pour prolonger sa durée de vie, elle maintient les parois du puits pour éviter tout effondrement, elle transporte les déblais hors du puits pendant le forage, et elle joue un rôle crucial dans la sécurité des opérations.

Dans sa forme la plus basique, un fluide de forage est constitué d'un liquide (eau ou huile) et d'un agent de viscosité. Afin de générer une pression hydrostatique adéquate pour équilibrer les pressions interstitielles anormales, la densité du fluide de forage est augmentée par l'ajout d'un matériau lourd, généralement de la barytine. Tous les fluides de forage partagent fondamentalement les mêmes propriétés, seule leur magnitude diffère. Ces caractéristiques englobent la densité, la viscosité, et la résistance électrique [27].

### 4.1.4 Système de production d'énergie

La production d'énergie est généralement assurée par des groupes électrogènes, puis elle est acheminée sous forme électrique ou mécanique vers les divers systèmes de la machine de forage tels que la pompe à boue, le treuil et la table de rotation. Le groupe électrogène se compose habituellement d'un alternateur entraîné par un moteur diesel. L'alternateur constitue la principale source d'énergie électrique alternative alimentant les moteurs à courant continu des machines de forage via le pont des thyristors. Le coût énergétique représente une caractéristique cruciale pour déterminer le coût global de forage, étant donné que le succès du processus de forage dépend largement de la maîtrise des coûts.

### 4.1.5 Système de contrôle des puits

Cette fonction est assurée par l'obturateur et ses accessoires, qui ont pour missions principales :

- Assurer la fermeture du puits en cas de venue de fluides de formations ;
- Permettre le pompage de la boue et sa circulation en vue d'un traitement visant à ajuster la densité à la valeur requise en fonction de la pression du gisement ;
- Évacuer en toute sécurité et en surface le volume de fluide ayant pénétré dans le puits.

Ces opérations, réalisées sous pression, exigent une attention et une vigilance maximales de la part de l'ensemble du personnel opérant sur le chantier.

### 4.2 Équipements de fond

La partie souterraine du système de forage est constituée d'un arbre creux appelé garniture. Ses principales fonctions consistent à fournir une rotation à l'outil, à appliquer une certaine force sur celui-ci, et à apporter l'énergie hydraulique nécessaire à l'évacuation des déblais. La garniture de forage est constituée de deux parties principales :

- La partie haute formée du train de tiges ;
- La partie basse formée de l'assemblage de fond que l'on désigne par BHA (Bottom Hole Assembly).

#### 4.2.1. Le train de tiges

Cette portion représente la partie la plus étendue de la garniture, composée d'une série de tiges d'acier reliées entre elles par des joints filetés coniques. Le train de tiges assure la commande de l'outil en transmettant le couple moteur fourni en surface via la table de rotation. La section inférieure de la garniture de forage est fréquemment désignée par le terme BHA, abréviation de l'expression anglaise "Bottom Hole Assembly". Elle est essentiellement composée de l'outil de forage, des masses de tiges et des stabilisateurs.

- **Les masses-tiges** : Cette composante de la garniture est formée par une succession de tubes massifs en acier, destinés à fournir la pression requise pour pénétrer la formation et à abraser les roches avec une force de poids adéquate.
- **Les stabilisateurs** : Il s'agit de tubes ayant une longueur nettement inférieure à celle des masses-tiges, et leur diamètre extérieur est proche de celui du trépan. Ces tubes sont positionnés au niveau des masses-tiges et parfois insérés entre deux masses-tiges afin d'assurer le centrage et le guidage de l'ensemble situé au fond du puits. Ils jouent un rôle crucial en maintenant le trépan perpendiculaire à la formation, ce qui améliore considérablement ses performances.

#### 4.4.2 Les outils

Le trépan est installé à l'extrémité d'un train de tiges. Cet instrument est conçu pour tailler et détruire la roche. Il est mis en rotation pour permettre à la garniture de progresser en agissant directement sur le front de taille. Plusieurs types de trépan existent, chacun étant choisi en fonction de la nature spécifique de l'opération de forage et de la formation géologique. Parmi les

plus couramment utilisés figurent les trépan PDC (Polycrystalline Diamond Compact) qui intègrent des pastilles de diamant [26].

### 4.3. Procédés de forage rotatif

Le concept du forage rotatif repose sur l'application d'une force axiale verticale générée par un poids, ainsi qu'un mouvement de rotation transmis depuis la surface. Les masses-tiges sont vissées au-dessus de l'outil, exerçant une pression sur celui-ci. Prolongées par des tiges plus légères, les masses-tiges constituent la garniture de forage, l'ensemble étant mis en rotation grâce aux tiges d'entraînement. La totalité de la garniture de forage est creuse pour permettre le cheminement du fluide de forage à travers l'outil.

La tête d'injection se situe au sommet de la tige d'entraînement, facilitant la connexion entre la conduite de refoulement des pompes de forage et l'intérieur de la garniture. Un dispositif de levage est indispensable pour supporter le poids de la garniture et gérer son mouvement ; cette fonction est assurée par le derrick, le crochet de forage et le treuil. Le derrick est solidement ancré au sol via la substructure métallique et le platelage de madriers.

La préparation de la boue se déroule dans un réservoir adjacent à la foreuse, où elle est aspirée par des pompes. Injectée au sommet des tiges de forage, elle descend rapidement à travers celles-ci. Lorsqu'elle émerge du trépan, elle s'accélère (effet d'entonnoir) atteignant des vitesses pouvant aller jusqu'à 200 km/h. Cela permet de nettoyer l'outil et contribue à faire progresser le forage. La boue remonte plus lentement, transportant les déblais de forage dans l'espace annulaire entre les tiges et les parois du trou. Elle émerge du puits et est dirigée vers des tamis à déblais.

Pendant le processus de forage, le tubage du puits est effectué de manière régulière. Dès que l'outil a atteint les terrains de surface, un premier tube est installé et scellé dans le trou à l'aide de ciment (opération de cimentation). La progression du forage se poursuit ensuite avec un outil de diamètre inférieur à celui utilisé précédemment. La configuration de la plateforme, regroupant tous les éléments responsables des différents procédés de forage, est illustrée dans la figure (2.9).

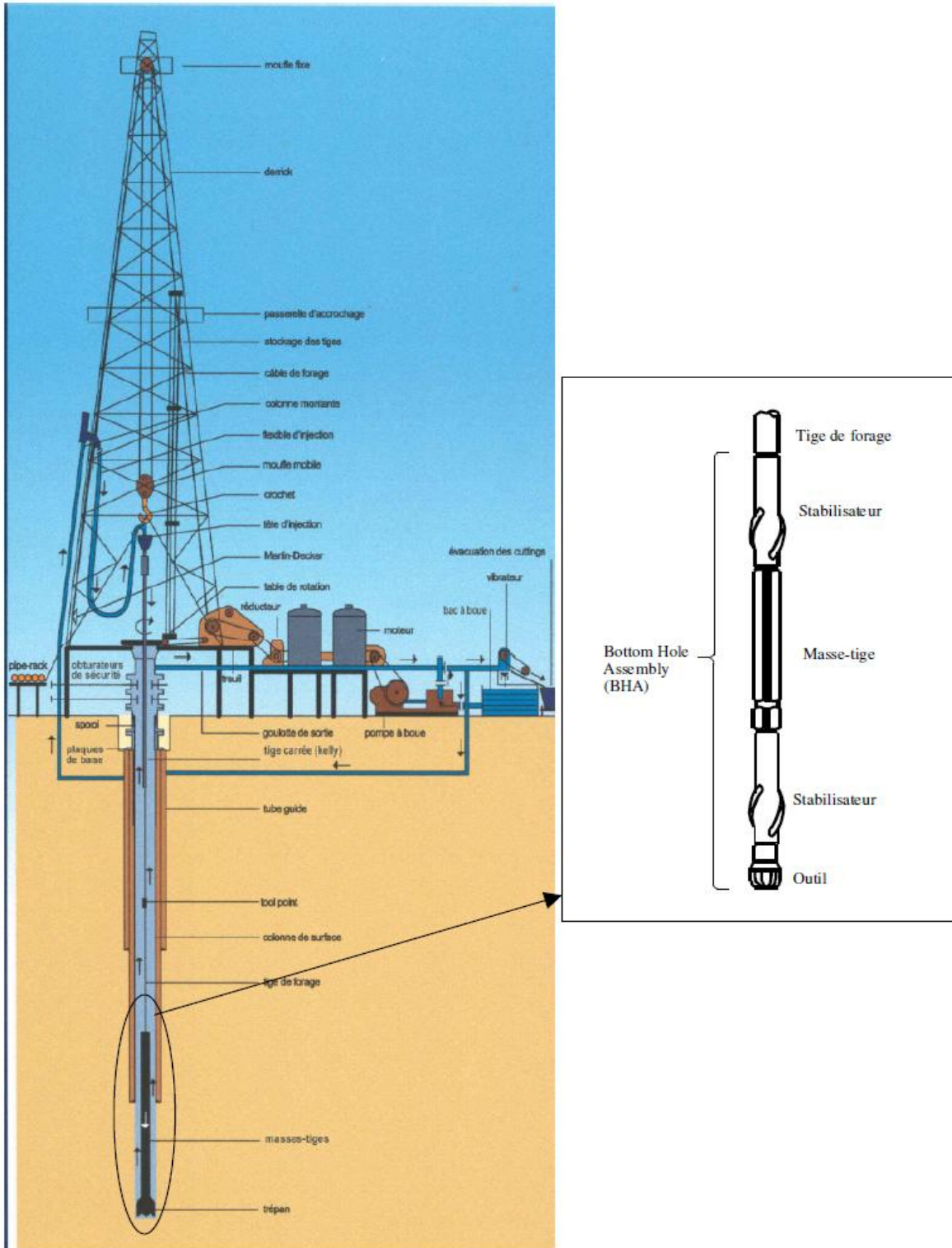


Figure 2.9 : Equipements de forage pétrolier [23].

## 5. Paramètres de réglage de la machine de forage

Les paramètres de réglage de la machine de forage font référence aux diverses variables et configurations ajustables sur une machine utilisée pour le forage. Ces paramètres sont cruciaux car ils influent directement sur l'efficacité, et la précision du processus de forage. Ils comprennent souvent des éléments tels que la vitesse de rotation de la machine, la profondeur de pénétration, la circulation du fluide de forage, le poids sur l'outil ainsi que le type de l'outil utilisé et d'autres variables spécifiques au type de forage et aux conditions géologiques tel que la nature de la roche forée. En ajustant ces paramètres de manière appropriée, les opérateurs peuvent optimiser les performances de la machine de forage pour répondre aux exigences spécifiques du projet tout en garantissant une opération efficace et sûre.

La plupart des recherches qui se sont concentrées sur l'efficacité du forage ont mis l'accent sur le taux de pénétration (ROP). Le taux de pénétration de l'outil demeure l'un des paramètres cruciaux déterminants pour l'efficacité de la machine de forage [28]. Il correspond à la profondeur forée par unité de temps. Le développement du taux de pénétration est lié à la variation d'autres paramètres de forage. Ces paramètres peuvent regrouper sous le terme de paramètres de forage. On peut les diviser en deux catégories distinctes : les paramètres hydrauliques et les paramètres mécaniques [29].

### 5.1 Paramètres hydrauliques

Les paramètres hydrauliques englobent les caractéristiques du fluide de forage telles que sa densité, sa viscosité, ainsi que la pression et le débit de circulation. Ils jouent un rôle crucial dans la lubrification, le refroidissement, le nettoyage du fond, et influent sur le taux de pénétration ainsi que sur la durée de vie de l'outil.

#### 5.1.1 Pression

L'utilisation de boue pendant le forage sert à maintenir la pression de formation, représentant l'une des raisons principales de son application. La présence de boue dans le puits compense, par son poids (ou densité), la pression des fluides présents dans les roches traversées par le forage. Ainsi, la pression exercée par la boue doit être supérieure à la pression de formation afin d'empêcher tout écoulement des fluides des roches vers le puits.

### 5.1.2 Débit

Afin d'optimiser l'efficacité de la destruction de la roche par l'outil, il est essentiel de maintenir un débit de fluide de forage suffisant pour garantir un nettoyage efficace du puits et une évacuation régulière des déblais. Au point de bourrage de l'outil, le débit devient insuffisant pour évacuer l'intégralité des déblais, et une partie du poids exercé sur l'outil repose sur ces déblais. Pour prévenir ce problème, il est possible d'augmenter la vitesse des jets, améliorant ainsi le nettoyage du front de taille. Les jets de boue agissent en nettoyant le fond du puits et en induisant une turbulence suffisante pour laver la denture de l'outil.

### 5.1.3 Densité de la boue de forage

L'importance de la densité du fluide de forage réside dans son rôle essentiel de maintien du contrôle de la pression sur les parois et le fond du puits, ainsi que dans sa capacité à remonter les déblais du fond vers la surface. La densité peut être ajustée en fonction des conditions de forage, tout en respectant une limite déterminée pour garantir un nettoyage efficace du fond du puits. L'influence de la densité du fluide sur l'avancement se manifeste de manière double. Le premier effet est direct et bénéfique : l'augmentation de la densité de la boue accroît l'énergie ou la quantité de mouvement du fluide, améliorant ainsi l'efficacité du nettoyage du front de taille et, par conséquent, favorisant l'avancement. Le deuxième effet est indirect et défavorable : l'augmentation de la densité de la boue intensifie, à une profondeur donnée, la différence de pression entre le fond du puits et le fluide présent dans les pores des roches, ce qui diminue l'avancement [29].

### 5.1.4 Viscosité de la boue de forage

Les recherches se sont focalisées sur l'impact de la viscosité sur l'avancement du trépan, mettant en évidence une sensibilité accrue de l'avancement pour des valeurs spécifiques de viscosité. À une valeur donnée, l'accroissement progressif de la viscosité du fluide atteint un point où l'avancement ne croît plus de manière proportionnelle à la viscosité. La difficulté d'un liquide à pénétrer dans les porosités ou les petites fractures générées par l'outil augmente avec sa viscosité, entravant ainsi le processus de destruction de la formation [29].

### 5.2 Paramètres mécaniques

Les paramètres mécaniques englobent le type et la forme de l'outil, le poids, et la vitesse de rotation, ainsi que la nature de la formation forée.

#### 5.2.1 Le poids sur l'outil WOB (Weight On Bit)

Le WOB, ou poids sur l'outil, est défini comme la charge requise pour surmonter la résistance de la roche. Autrement dit, il représente la force nécessaire pour permettre la pénétration des dents ou des éléments de coupe de l'outil dans la formation. On appelle charge limite le poids sur l'outil nécessaire pour introduire entièrement les dents de l'outil dans la formation.

Selon des études en laboratoire et des essais sur les chantiers, il a été observé que, à une vitesse de rotation constante, l'augmentation du poids appliqué sur l'outil entraîne une augmentation du taux d'avancement de l'outil. Cette augmentation est généralement proportionnelle au poids sur l'outil, sous réserve d'un nettoyage adéquat de l'outil par la boue. Cependant, le taux d'avancement peut atteindre un maximum lorsque le poids appliqué à l'outil atteint la charge limite, permettant ainsi à une dent de pénétrer complètement dans la formation [29].

Au-delà de cette limite de charge, tout poids supplémentaire est supporté par le corps du dent qui s'appuie contre la formation, entraînant ainsi une diminution de la durée de vie de l'outil sans une augmentation correspondante du taux d'avancement. Cette limite de charge devient d'autant plus critique que le terrain est plus dur et peut parfois ne pas être atteinte.

En sus de cette limite de charge, le poids appliqué sur un outil est restreint par sa propre conception, déterminée par son type :

- Un outil conçu pour les terrains tendres, équipé de dents longues, aura nécessairement des paliers de dimensions limitées, acceptant ainsi des charges moins importantes.
- En revanche, un outil destiné aux terrains durs, avec des dents plus petites, aura des paliers plus robustes pouvant supporter des charges plus élevées.

Le poids sur l'outil peut également être contraint par le poids des massifs de tiges utilisés. En cas d'application d'une charge supérieure à celle disponible en massifs de tiges, on court le risque de :

- flambage et rupture des tiges,
- déstabilisation des formations tendres,

- déviation dans les formations à fort pendage.

### 5.2.2 La vitesse de rotation RPM

La vitesse de rotation de l'outil par rapport à son axe de révolution est cruciale. Bien que la vitesse de rotation en surface puisse être contrôlée avec précision, elle peut sensiblement différer de la vitesse de rotation instantanée de l'outil en raison d'instabilités dynamiques provoquées par des vibrations et des frottements générés lors du forage dévié.

Le choix de la vitesse de rotation est conditionné par celui du WOB. Il n'est pas possible d'augmenter indéfiniment et simultanément ces deux paramètres sans imposer une contrainte excessive au train de sonde et à l'outil de forage. Selon les études, il apparaît que la vitesse de pénétration augmente de manière proportionnelle à la vitesse de rotation dans les terrains tendres, mais pas dans les terrains durs. Pour ces derniers, il existe une vitesse optimale au-delà de laquelle le taux d'avancement n'augmente plus. La vitesse de rotation peut être limitée également :

- en raison des vibrations du train de tiges (provoquer des fatigues et des ruptures),
- avec certains types d'outils (à picots) qui fonctionnent par broyage, le facteur poids devient prépondérant ; une vitesse de rotation excessive entraînerait une diminution de la vitesse d'avancement ainsi que l'usure prématurée des pastilles en carbure de tungstène,
- en raison des frottements lors du forage dévié.

### 5.2.3 La nature de la roche

Pour obtenir une évaluation précise du processus de forage pétrolier, il est essentiel de posséder une connaissance approfondie des caractéristiques des roches rencontrées. Les réservoirs de pétrole sont principalement constitués dans des roches sédimentaires telles que les grès et les carbonates. Comprendre les propriétés des roches, telles que leur dureté, leur tendance à dévier, leur abrasivité, etc., est essentiel pour étudier les mécanismes de destruction et est crucial dans l'analyse des modes de détérioration des outils. Cette connaissance joue également un rôle décisif dans la recherche d'indicateurs permettant d'évaluer la performance optimale des opérations de forage.

Les roches contenant des minéraux durs et abrasifs peuvent provoquer une usure rapide des dents de l'outil de forage, entraînant ainsi une diminution significative de la vitesse de forage [30].

Il est évident que pour traiter des roches présentant des différences de forabilité aussi marquées, il sera nécessaire d'utiliser des outils fonctionnant selon des principes distincts. Les outils destinés aux terrains tendres devront être dotés de dents effilées afin de pénétrer profondément dans la roche et de bénéficier d'un mouvement de "ripage" important pour maximiser l'extraction du matériau. En revanche, pour les terrains durs, il sera préférable d'utiliser des outils munis de dents courtes et robustes, pouvant supporter des charges importantes pour fracturer la roche efficacement [29].

### 5.2.4 Choix de l'outil

Le choix de l'outil est un élément crucial pour garantir la qualité du forage, car il constitue le premier point de contact avec les formations géologiques. Il dépend principalement de la nature des terrains à traverser. Selon le mode de destruction de la roche, on distingue les catégories d'outils suivantes :

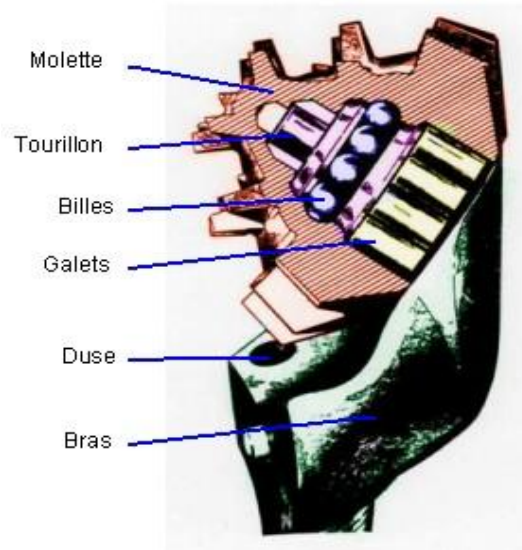
- Pour les terrains tendres, on privilégie les outils de destruction par raclage ou décolletage.
- Pour les terrains durs, les outils de destruction par burinage ou écaillage sont plus adaptés.
- Pour les terrains durs tels que les quartzites et le granite, les outils sertis de pastilles de carbure de tungstène, assurant une destruction par broyage, sont recommandés.
- Pour les terrains extrêmement durs et abrasives, les outils diamantés sont spécialement conçus. Ils assurent une destruction par abrasion adaptée à ce type de roches.

Les outils prédominants dans le processus de forage des puits pétroliers comprennent :

- les outils à molettes,
- les outils diamants (diamant naturel et diamant synthétique)

### 5.2.5 Les outils à molettes

Ces outils sont composés de trois cônes rotatifs indépendants, montés sur trois bras reliés par soudure pour former le corps de l'outil. Les dents peuvent être intégrées directement dans les cônes ou être constituées de pastilles en carbure de tungstène insérées dans des perforations réalisées sur les cônes [30].



**Figure 2.11** : Cône d'outils.

La dimension et l'épaisseur des composants de l'outil varient en fonction du type de formation géologique à forer. Dans ce contexte, on distingue :

Les outils adaptés aux formations tendres, qui nécessitent peu de poids, se caractérisent par des roulements de taille réduite, des cônes moins épais et des jambes de section moins importante que ceux destinés aux formations dures. Cette configuration offre davantage d'espace pour des éléments de coupe longs et fins.

Pour les formations dures, qui requièrent l'application de poids plus importants, les éléments de coupe sont plus trapus et plus courts, les roulements sont de plus grande taille, et les corps des outils sont plus robustes.

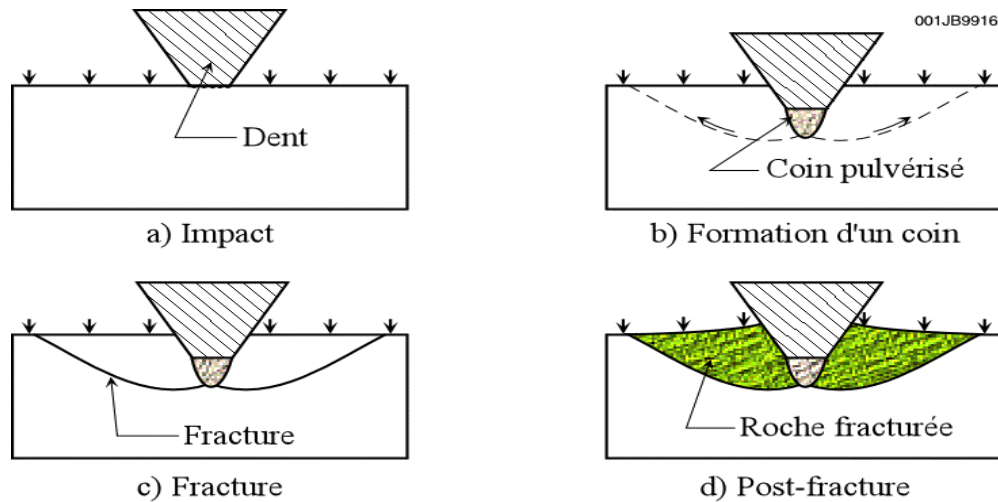


Tricônes pour terrains dures

Tricônes pour terrains tendres

**Figure 2.12** : Outil à molettes [31].

Sous l'action de la compression, la dent s'enfonce dans la roche et la brise. En effectuant sa rotation, la molette fait glisser la roche sur elle-même, arrachant ainsi des éclats. Ces actions de bris et de glissement se complètent et varient en fonction de la nature du terrain : le glissement est plus prononcé dans les terrains tendres que dans les terrains durs, tandis que le bris est plus important dans les terrains durs que dans les terrains tendres [32].



**Figure 2.13** : mode de destruction de la roche pour les outils à mollettes.

Une évaluation précise et objective de la détérioration de l'outil revêt une grande importance, car elle permet notamment de :

- Sélectionner l'outil le mieux adapté au type de formation à forer.
- Optimiser les conditions de forage, incluant les paramètres de forage, la garniture, la reprise du fond, le temps de rotation, etc.
- Réduire le coût par mètre foré au minimum.
- Améliorer la conception des outils.

Cette évaluation de l'usure prend en compte plusieurs aspects, notamment [31]:

- Les structures de coupe.
- Les roulements.
- Le diamètre de l'outil.

### 5.2.6 Les outils diamants

Ces outils se distinguent par leur conception monobloc, sans pièces mobiles. Ils sont fabriqués dans une seule pièce, généralement en utilisant des diamants naturels ou synthétiques.

Les outils équipés de diamants naturels agissent comme des limes, tandis que ceux avec des diamants synthétiques fonctionnent comme des rabots.

Les outils diamantés sont conçus pour traiter des roches dures et abrasives avec une grande efficacité. Ils occupent une place prépondérante dans l'industrie pétrolière en raison des remarquables propriétés physiques du diamant, telles que [31] :

- Le diamant est reconnu comme le matériau le plus dur, avec une résistance à l'écrasement atteignant environ 80 000 bars (comparé à 50 000 bars pour le carbure de tungstène et 15 000 bars pour l'acier C.45).
- Il présente la plus grande résistance à l'usure parmi tous les matériaux.
- Son coefficient de friction est le plus bas, rendant le diamant plus glissant que le téflon.
- Le diamant possède un coefficient de dilatation très faible.
- Son point de fusion est élevé, atteignant environ 3650 °C.

### 5.2.7 Types d'outils diamant

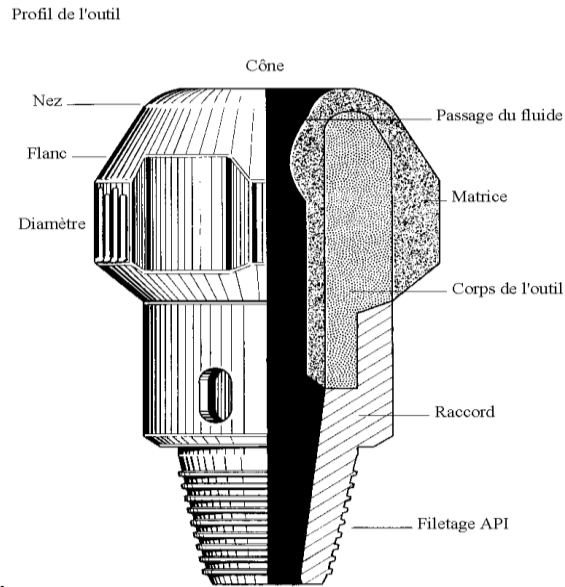
La taille, le type et la quantité de diamants dans un outil dépendent de plusieurs facteurs, tels que la vitesse d'avancement anticipée, la taille des débris et l'uniformité de la formation géologique à forer.

Lorsque le forage se fait à une vitesse de pénétration réduite dans des formations dures, les débris générés sont de petite taille et peuvent être évacués plus facilement qu'à des vitesses plus élevées. Dans ce cas, des diamants de petite taille peuvent être privilégiés pour exercer une pression maximale sur la surface de forage, tout en favorisant l'évacuation des débris.

En revanche, les formations plus tendres exigent une pression moindre. On opte alors pour des diamants de plus grande taille afin de détacher un volume plus important de roche, et ainsi laisser plus d'espace pour l'évacuation des débris.

#### 5.2.7.1 Outil diamant naturel

Le diamant naturel fonctionne par abrasion en creusant un sillon dans la roche à la fois par fracturation et par cisaillement, ce qui lui confère un effet de "labourage" sur la roche. Dans ce processus, l'effort d'écrasement est prépondérant par rapport à l'effort tangent. Ainsi, pour un forage efficace, l'application d'un poids considérable sur l'outil et une rotation relativement rapide sont nécessaires.



**Figure 2.14** : Outil diamant naturel [32].

En raison de la petite taille des diamants naturels, l'entaille ou la fissure créée dans la roche est très minuscule, généralement de l'ordre de 0,1 mm, ce qui entraîne la production de débris de taille extrêmement réduite. L'utilisation du diamant naturel est restreinte aux formations géologiques dures et abrasives. Les vitesses d'avancement obtenues sont relativement lentes, généralement comprises entre 2 et 5 mètres par heure.

### **5.2.7.2 Outils PDC (Polycristalline Diamond Compact)**

Les outils PDC sont conçus à partir de diamants synthétiques. Le diamant synthétique offre une résistance à la compression et à l'usure supérieure à celle du diamant naturel. Cependant, un inconvénient majeur des outils PDC est leur incapacité à supporter des températures dépassant 800 °C.



Figure 2.15 : Outil PDC [31].

Les outils PDC peuvent être fixés au corps de l'outil par brasage ou montés sur des supports cylindriques en carbure de tungstène, qui sont insérés avec force à chaud dans le corps de l'outil. La figure (1.16) présente les différentes parties de l'outil PDC.

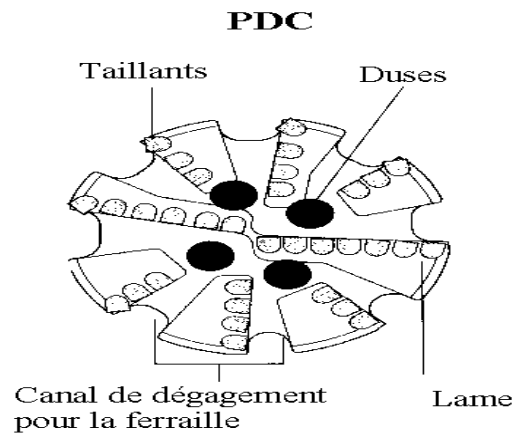


Figure 2.16 : Design d'un outil PDC.

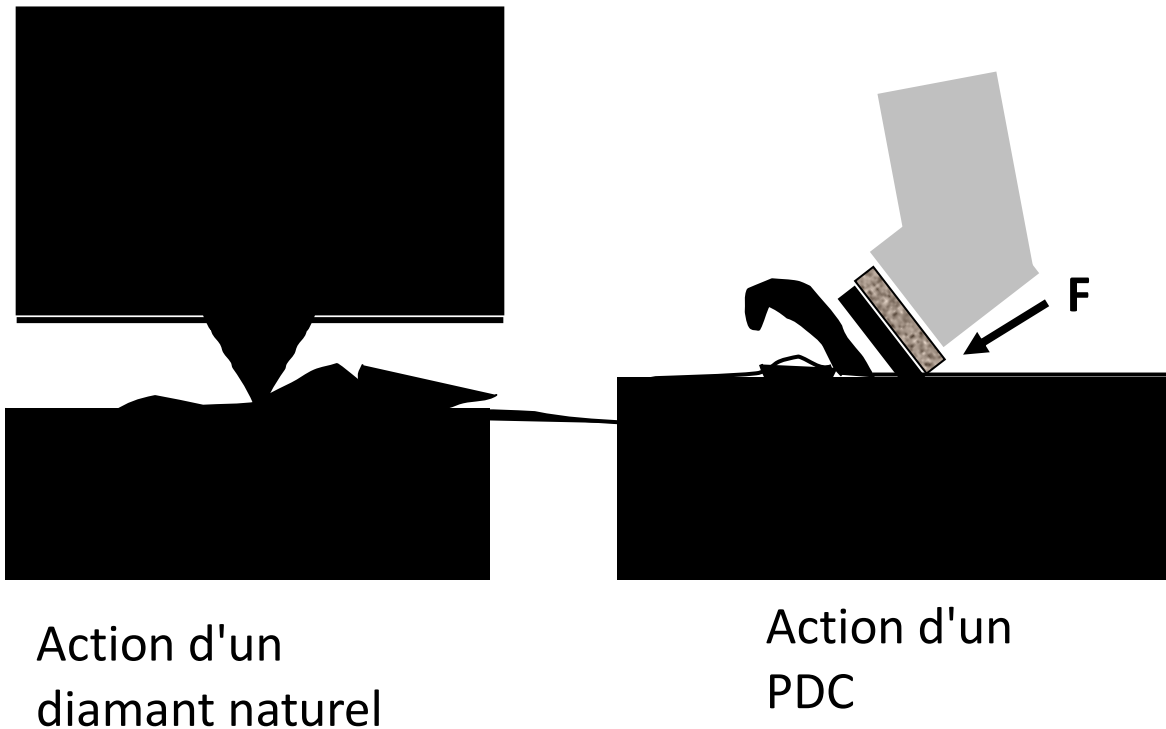
Le corps de l'outil remplit les fonctions suivantes tout au long de sa durée de vie :

- Fournir un support aux dents et aux buses, ainsi que leur fixation.
- Supporter les contraintes mécaniques rencontrées lors des opérations de forage.
- Diriger et réguler le flux de boue pour le nettoyage et le refroidissement des dents.
- Permettre la connexion à la garniture de forage.



Figure 2.17: Dent (cutter) PDC.

Le PDC agit sur la roche par un mouvement de cisaillement, similaire à l'action d'un "rabot de menuisier". Il détache la roche latéralement en enlevant de fines lamelles. Pour maintenir une efficacité élevée du mécanisme de cisaillement, il est crucial que les bords des éléments de coupe du PDC restent tranchants. Les taillants PDC conservent leur tranchant même en s'usant, car le carbure de tungstène situé juste derrière la couche de diamant s'use plus rapidement que le diamant polycristallin, en raison de sa moindre résistance à l'abrasion. [18].



Action d'un  
diamant naturel

Action d'un  
PDC

Figure 2.18 : Mode de destruction des outils PDC et des outils diamant naturel.

### 5.2.7.3 Outils TSP ( Thermally Stable Polycristalline )

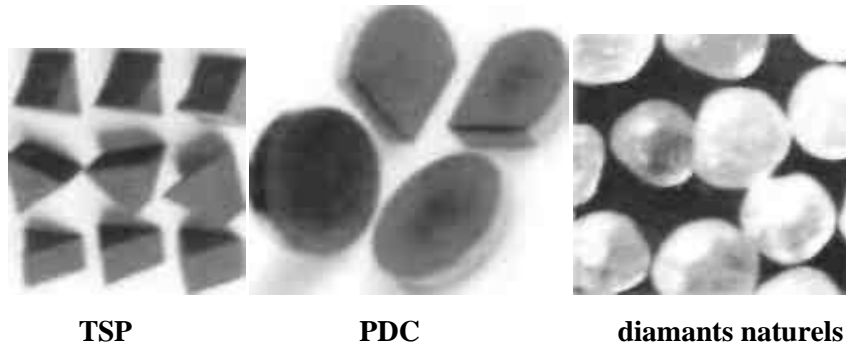
Les TSP sont des diamants synthétiques mis au point pour pallier à l'instabilité thermique des PDC. Le TSP doit être maintenu en place mécaniquement comme le diamant naturel.



**Figure 2.19 :** Outil TSP [31].

Le TSP offre plusieurs avantages par rapport aux autres types de diamants :  
Il présente une meilleure résistance à la température que le PDC.  
Sa structure polycristalline lui confère une meilleure résistance aux chocs que le diamant naturel.  
Son usure irrégulière produit des arêtes tranchantes, tandis que le diamant naturel s'émousse.

En somme, le TSP combine l'efficacité du PDC avec la robustesse du diamant naturel. L'efficacité du TSP dépend de l'orientation et de la hauteur d'exposition de ses taillants. Il fusionne les mécanismes de destruction associés aux PDC et aux diamants naturels.



**Figure 2.20 :** Taillants des outils intégraux [30].

### 5.2.4.4 Les outils hybrides

Enfin, évoquons l'apparition très récente des outils hybrides, qui combinent les caractéristiques du tricône et du PDC, bien que l'idée ait été envisagée dès les années 50.

L'objectif est de réduire le temps de forage dans les formations géologiques les plus complexes, en tirant parti des avantages des deux types de trépan. Grâce à cette combinaison, les opérateurs peuvent réaliser des économies substantielles, avec une réduction pouvant atteindre 40% du coût par mètre foré. Comparativement aux trépan tricone traditionnels, ces outils hybrides offrent une vitesse de pénétration plus élevée (ROP) et demandent un poids sur l'outil (WOB) moins important, tout en réduisant les phénomènes de rebond.



**Figure 2.21 :** Outils hybrides.

Depuis l'avènement de la technologie hybride, les outils PDC hybrides ont régulièrement surpassé les outils PDC conventionnels en termes de performance, grâce à :

Leur capacité à forer des formations géologiques plus dures.

Leur aptitude à maintenir une vitesse d'avancement élevée tout en offrant une durée de vie prolongée.

Ces performances accrues peuvent être attribuées à plusieurs facteurs, notamment :

- Une amélioration de la stabilité des outils.
- De meilleures caractéristiques de couple.
- Une meilleure protection des taillants contre l'abrasion.
- Le recours à moins de taillants pour forer une formation donnée.

L'usure accélérée de quelques taillants seulement dans les zones critiques d'un outil peut considérablement réduire la durée de vie de l'ensemble des taillants.

Peu importe le type de diamant utilisé, la friction entre les taillants et la formation génère une grande quantité de chaleur ; il est donc essentiel de maintenir un débit de circulation élevé pour refroidir efficacement l'outil et prévenir la détérioration des diamants.

### 6. Conclusion

L'extraction pétrolière revêt une importance cruciale pour le secteur énergétique. Cette opération complexe implique l'utilisation de technologies de pointe telles que le forage rotatif et requiert un savoir-faire spécialisé pour accéder aux réserves souterraines, analyser les structures géologiques, et extraire les hydrocarbures de manière efficiente et sécurisée. De nombreuses techniques de forage ont été développées pour s'adapter aux différentes applications de forage, dont la méthode la plus courante utilisée est la technique rotative. La réalisation d'un forage nécessite la collaboration de plusieurs éléments qui travaillent ensemble pour obtenir la meilleure performance de forage dans les délais recommandés et surtout avec le coût le plus bas possible. Les principaux facteurs influençant le comportement de forage sont la nature de terrains à traverser, le type de l'outil et le poids exercé sur cet outil, ainsi que la vitesse de rotation et les caractéristiques du fluide utilisé. L'efficacité du processus de forage est garantie par la sélection judicieuse des paramètres de forage.

## **Chapitre 3**

# **Méthodes de modélisation d'une réponse basée sur des données expérimentales**

## 1. Introduction

La recherche scientifique et les travaux antérieurs menés dans divers domaines ont clairement établi que l'expérimentation constitue un outil puissant pour appréhender les phénomènes, perfectionner les produits et optimiser les processus industriels.

L'objectif principal des plans d'expériences est d'obtenir le maximum d'informations pertinentes avec le minimum d'essais. Ils permettent d'analyser et d'identifier les effets des variables indépendantes.

La régression est une méthode fondamentale et largement utilisée pour analyser des données quantitatives. Son objectif principal est d'établir une relation entre une variable quantitative, connue sous le nom de variable dépendante (réponse), et une ou plusieurs autres variables quantitatives (paramètres). Cette relation est formalisée à travers un modèle mathématique qui permet de prédire la valeur de la variable dépendante en fonction des valeurs des variables indépendantes.

Ce chapitre va se concentrer sur les plans d'expérience, et l'approche statistique de régression multiple en abordant leurs objectifs, leurs applications pratiques, la formulation des problèmes posés, ainsi que leur efficacité en termes de modélisation et d'optimisation.

## 2. Plans d'expériences

Les plans d'expériences, également appelés DOE (Design of Experiments) en anglais, sont des méthodes systématiques utilisées pour organiser les essais et les observations lors de la collecte de données expérimentales.

### 2.1 Objectifs

À l'heure actuelle, de nombreux processus de fabrication ou expériences en laboratoire deviennent de plus en plus complexes en raison de leur dépendance à un grand nombre de variables difficiles à régler de manière intuitive. Seule la réalisation d'expériences permettra de comprendre et de modéliser de tels phénomènes complexes. Cependant, si ces expériences sont menées sans une méthodologie rigoureuse, il est fort probable qu'elles aboutiront à des impasses, telles qu'un modèle impossible à ajuster ou des résultats incohérents, ou bien à des résultats de qualité décevante [32].

Les approches expérimentales traditionnelles consistent à faire varier chaque facteur individuellement, en maintenant les autres constantes. Cependant, cette méthode n'est pas toujours efficace ni pratique, surtout lorsque le nombre de facteurs et de niveaux augmente. Par exemple, pour seulement 4 facteurs avec 6 niveaux chacun, il faudrait réaliser 1296 expériences. Ce nombre peut rapidement devenir prohibitif avec un nombre plus élevé de facteurs ou de niveaux. Effectuer un grand nombre de tests est non seulement coûteux et inefficace, mais aussi chronophage. En pratique, il est souvent impossible de réaliser toutes les combinaisons d'expériences, surtout lorsque celles-ci sont infinies [33]. Pour toutes ces raisons, l'utilisation d'un plan d'expériences est recommandée pour optimiser ce type de démarche. L'objectif principal de cette méthode peut être résumé par la devise : "obtenir un maximum d'informations en un minimum d'expériences". Un plan d'expériences acquiert cette caractéristique en se basant sur le principe de la variation simultanée de tous les facteurs. Cette approche diffère radicalement de celle de la technique "un facteur à la fois", qui consiste à faire varier chaque facteur individuellement, l'un après l'autre, en lui affectant toutes les modalités possibles.

L'utilisation des plans d'expérience vise à atteindre les objectifs suivants [32]:

- Déterminer les facteurs clés dans la conception d'un nouveau produit ou d'un nouveau procédé.
- Optimiser les réglages d'un procédé de fabrication ou d'un appareil de mesure.
- Prédire, par modélisation, le comportement d'un procédé.

Le succès de la démarche des plans d'expérience réside dans la capacité à interpréter les résultats expérimentaux avec un effort minimal sur le plan expérimental.

## 2.2 Notions fondamentales des plans d'expérience

Comprendre la méthode des plans d'expériences repose sur la maîtrise des notions fondamentales qui la caractérisent. Ces notions permettent de décrire et de comprendre le fonctionnement de cette méthode, ainsi que son application dans différents domaines de recherche d'expérimentation [32].

### 2.2.1 Réponse

La grandeur d'intérêt, généralement représentée par la lettre  $y$ , constitue la caractéristique principale que l'on cherche à comprendre ou à influencer au cours de l'expérimentation. Elle peut

prendre différentes formes en fonction des objectifs spécifiques de l'étude, pouvant être soit quantitative, soit qualitative.

### 2.2.2 Facteurs

Un facteur est défini comme toute variable contrôlable qui peut potentiellement influencer la réponse observée. La distinction fondamentale entre la notion classique de variable et celle de facteur réside dans le fait que tout facteur doit être modifiable sans difficulté.

### 2.2.3 Niveau

Lorsqu'un facteur varie, on dit qu'il passe d'un niveau à un autre. Afin de réaliser les expériences, il est essentiel de connaître tous les niveaux utilisés par chaque facteur. Pour  $m$  facteurs, le  $i$ -ème facteur (pour  $1 \leq i \leq m$ ) est généralement défini sur un intervalle de la forme  $[a_i, b_i]$ , où  $a_i$  et  $b_i$  représentent respectivement ses niveaux bas et hauts.

### 2.2.4 Domaine du facteur

Lorsqu'on étudie l'impact d'un facteur, on observe généralement des variations bornées entre deux valeurs. La plus petite limite est appelée le niveau bas, tandis que la limite supérieure est désignée comme le niveau haut.

Le niveau bas du facteur est représenté par  $(-1)$ , tandis que le niveau haut est symbolisé par  $(+1)$ . L'intervalle entre ces deux valeurs définit le domaine du facteur, qui englobe toutes les valeurs que celui-ci peut prendre.

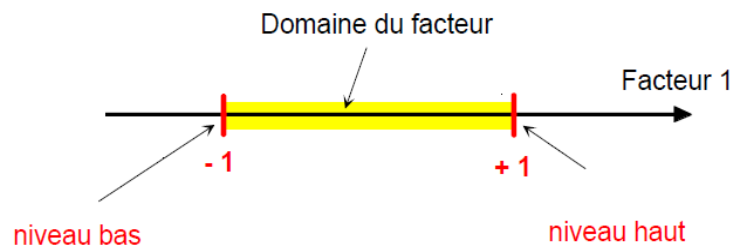
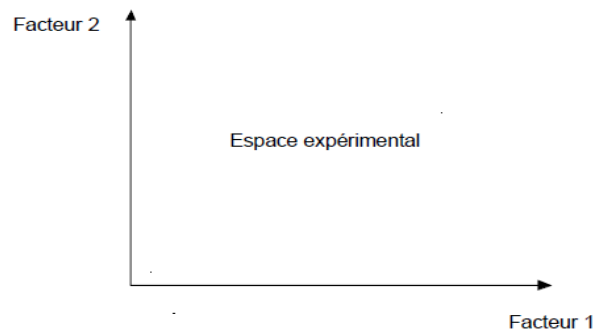


Figure 3.1 : Domaine du facteur [35].

### 2.2.5 Espace expérimental

Lorsqu'il y a deux facteurs en jeu, chacun est représenté par un axe indiquant sa plage de variation. Ces axes sont disposés orthogonalement, formant ainsi un système de coordonnées

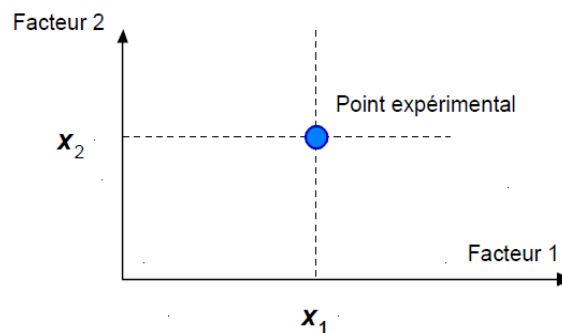
cartésiennes qui définit un plan euclidien à deux dimensions. Ce plan est couramment désigné comme l'espace expérimental.



**Figure 3.2 :** Espace expérimental [34].

### 2.2.6 Point expérimental

Le niveau  $x_1$  du premier facteur et le niveau  $x_2$  du second facteur peuvent être interprétés comme les coordonnées d'un point dans l'espace expérimental. Ainsi, une expérience spécifique est représentée par un point situé dans ce système d'axes.



**Figure 3.3 :** Point expérimental [34].

### 2.2.7 Domaine d'étude

L'ensemble des domaines des différents facteurs définit le domaine d'étude. Ce domaine d'étude représente la région de l'espace expérimental sélectionnée par l'expérimentateur pour mener ses essais. Une étude, composée de plusieurs expériences spécifiques, est ainsi représentée par des points dispersés dans le domaine d'étude.

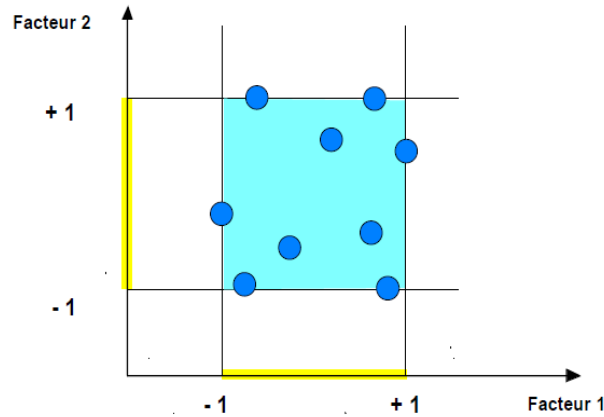


Figure 3.4 : Domaine d'étude [34].

### 2.2.8 Surface de réponse

Pour élaborer un plan expérimental à deux facteurs, une représentation dans un espace tridimensionnel est nécessaire : une dimension est allouée à la réponse tandis que les deux autres sont attribuées aux facteurs. Chaque point dans le domaine d'étude est en corrélation avec une réponse spécifique. L'agrégation de tous ces points dans le domaine d'étude donne naissance à un ensemble de réponses, disposées sur une surface dénommée la surface de réponse.

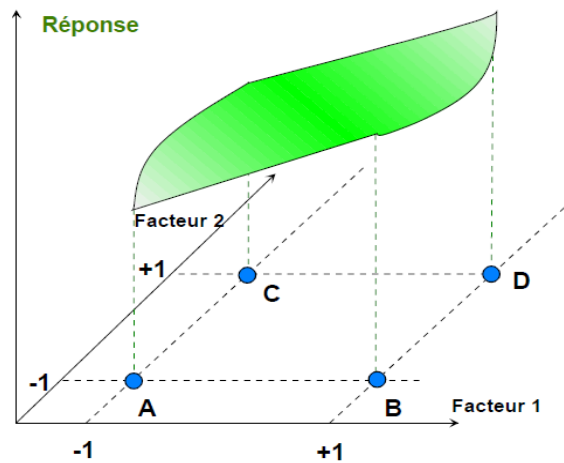


Figure 3.5 : Surface de réponse [34].

### 2.2.9 Notion d'interaction

L'interaction est définie comme l'action combinée de deux ou plusieurs variables qui s'ajoute à l'effet principal de ces variables. On parle d'interaction entre deux facteurs, A et B, lorsque l'effet du facteur A sur la réponse dépend de la valeur du facteur B.

### 2.3 Modélisation mathématique

La modélisation mathématique est un processus visant à décrire de manière mathématique un système, un phénomène ou un processus réel. Cela implique typiquement d'établir des relations mathématiques entre les variables décrivant le système, en utilisant des équations, des fonctions ou d'autres expressions mathématiques. L'objectif de la modélisation mathématique est de comprendre, analyser et prédire le comportement du système étudié en employant des outils mathématiques appropriés.

Dans ce contexte, nous utilisons un développement en série de Taylor-Mac Laurin. Ce développement se présente sous la forme d'un polynôme de degré variable. L'équation (3.1) illustre la formulation du modèle mathématique :

$$Y = a_0 + \sum a_i x_i + \sum a_{ij} x_i x_j + \dots + \sum a_{ii} x_i^2 + a_{ij \dots z} x_i x_j \dots x_z \quad (3.1)$$

$Y$  est la réponse ou la grandeur d'intérêt.

$x_i$  représente le niveau attribué au facteur  $i$  par l'expérimentateur pour réaliser un essai.

$a_0, a_i, a_{ij}, a_{ii}$  les coefficients du modèle mathématique adopté a priori, sont inconnus et doivent être déterminés à partir des résultats des expériences.

Nous nous trouvons face à un système composé de  $n$  équations (correspondant à  $n$  essais) avec  $p$  inconnues (représentant  $p$  coefficients dans le modèle préalablement sélectionné). Par conséquent, le nombre d'équations est inférieur au nombre d'inconnues. Pour résoudre efficacement ce système, nous employons une méthode de régression classique.

### 2.4 Démarche d'une étude par plans d'expériences

La démarche d'une étude par plans d'expériences suit généralement plusieurs étapes essentielles. En suivant cette démarche, les plans d'expériences permettent de mener des études efficaces, rigoureuses et informatives pour comprendre et optimiser les processus et les produits.

- **Définition des objectifs de l'étude:** Il revêt une importance cruciale de préciser de manière claire les objectifs de l'étude (identification du problème), ainsi que les découvertes ou les démonstrations que vous espérez obtenir à travers les expériences.

- **Identification des facteurs et de la réponse :** Il est nécessaire d'identifier les facteurs susceptibles d'influencer la réponse recherchée. De même, il convient de spécifier la variable de réponse, c'est-à-dire la caractéristique que vous désirez mesurer ou optimiser.

- **Choix du plan expérimental** : Selon les objectifs de l'étude, le nombre de facteurs et de niveaux, ainsi que les contraintes expérimentales, on choisit un plan expérimental adéquat. Il existe une variété de plans, incluant les plans factoriels complets, les plans factoriels fractionnaires, les plans de surface de réponse, etc.
- **Réalisation des essais** : Une fois le plan déterminé, les expériences sont conçues en établissant les combinaisons de niveaux à tester pour chaque facteur. Il est crucial de veiller à ce que ces facteurs soient contrôlables. L'avantage principal des plans d'expériences réside dans leur capacité à réduire le nombre d'essais nécessaires pour obtenir un maximum d'informations. Le choix judicieux des essais est essentiel pour garantir une précision optimale dans l'estimation des coefficients du modèle de réponse. Les expériences sont ensuite menées selon le plan préétabli.
- **Analyse des données**: L'analyse des données expérimentales vise à mettre en lumière les relations entre les facteurs et la réponse. Cette analyse, souvent réalisée à l'aide de techniques statistiques, revêt plusieurs aspects :
  - Elle complète l'analyse graphique déjà effectuée.
  - Elle fournit un niveau de confiance statistique aux résultats obtenus.
  - Elle quantifie la contribution de chaque paramètre à la variation totale de la réponse.
  - Elle évalue la part résiduelle, c'est-à-dire ce qui a varié sans que l'expérimentateur en ait connaissance.
- **Interprétation des résultats** : Les conclusions sur l'impact des facteurs sur la réponse et les réponses aux questions de recherche initiales découlent de l'interprétation des résultats de l'analyse. Initialement, le plan d'expérience est conçu pour déterminer quels facteurs ou interactions ont une influence statistiquement significative sur la réponse étudiée. L'interprétation des résultats expérimentaux peut être menée rapidement, notamment avec l'aide d'un logiciel. Ce processus repose sur le calcul des coefficients du modèle polynomial. Une valeur absolue élevée pour un coefficient indique une influence importante du terme correspondant (facteur simple ou interaction) sur la réponse étudiée.
- **Validation et confirmation** Les conclusions de l'étude sont validées, soit par la répétition des expériences, soit par la comparaison avec d'autres études similaires, afin de vérifier la fiabilité des résultats obtenus. Cette vérification permettra de prendre la décision suivante :
  - Accepter le niveau de qualité obtenu après réglage.
  - Mettre en œuvre un nouveau plan pour améliorer le résultat.

- Modifier la stratégie d'analyse ou de conception du procédé.

### 2.5 Plans factoriels complets à deux niveaux.

Ces plans sont caractérisés par une limitation à deux niveaux pour chaque facteur, ce qui implique que chaque facteur est manipulé à deux valeurs distinctes pendant l'expérience. Toutes les combinaisons possibles de ces niveaux sont explorées au cours de l'expérimentation. Ces plans sont polyvalents et peuvent être appliqués aussi bien aux variables continues qu'aux variables discrètes. Pour deux facteurs, le domaine d'étude est représenté par un carré dans l'espace expérimental. Le modèle mathématique adopté est de premier degré par rapport à chaque facteur. L'équation (3.2) présente la formule du modèle mathématique :

$$Y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 + e \quad (3.2)$$

$Y$  est la réponse

$x_i$  est le niveau attribué au facteur  $i$ .

$a_0$  est la valeur de la réponse au centre du domaine d'étude.

$a_1$  est l'effet du facteur 1.

$a_2$  est l'effet du facteur 2.

$a_{12}$  est l'effet de l'interaction entre les facteurs 1 et 2.

$e$  est l'écart.

#### 2.5.1 Représentation d'une étude sous forme de tableau

Les représentations géométriques sont intuitives et simples à appréhender, mais dès que le nombre de facteurs dépasse trois, elles deviennent peu pratiques. Pour les espaces multidimensionnels, on opte plutôt pour une représentation tabulaire. Afin de mettre en lumière la correspondance entre ces deux types de représentations, géométrique et tabulaire, nous allons détailler la construction du tableau recensant les expériences du plan  $2^2$ .

Ce tableau se compose de trois colonnes : la première identifie les essais, tandis que les deux autres indiquent les coordonnées des points d'expérience. L'essai n°1 correspond aux niveaux bas (ou -1 en unités codées) pour les deux facteurs étudiés. L'essai n°2 correspond au niveau haut (ou +1 en unités codées) pour le premier facteur et au niveau bas (ou -1 en unités codées) pour le second facteur. Ce tableau est appelé tableau d'expérimentation lorsqu'il est

utilisé avec les unités physiques habituelles et plan d'expériences lorsqu'il est employé avec les unités codées. Le Tableau (3.1) présente un tableau de plan d'expériences. Les représentations géométriques et les représentations tabulaires sont équivalentes.

**Tableau 3.1 :** Plan d'expériences.

N° essais	Facteur 1	Facteur 2
<b>1</b>	-1	-1
<b>2</b>	+1	-1
<b>3</b>	-1	+1
<b>4</b>	+1	+1

### 2.5.2 Présentation des résultats d'essais

À chaque essai, la réponse correspondante est mesurée. Par exemple, la réponse de l'essai numéro 1 est notée  $y_1$ , celle de l'essai numéro 2 est  $y_2$ , et ainsi de suite. Ces réponses sont enregistrées en regard de chaque essai et sont regroupées dans la colonne "Réponse". Le tableau (3.2) présente les résultats recueillis.

**Tableau 3.2 :** Plan d'expériences avec résultats expérimentaux.

N° essais	Facteur 1	Facteur 2	Réponses
<b>1</b>	-1	-1	$Y_1$
<b>2</b>	+1	-1	$Y_2$
<b>3</b>	-1	+1	$Y_3$
<b>4</b>	+1	+1	$Y_4$

Les quatre expériences fournissent quatre équations. Les équations (3.3) à (3.6) présentent les formules des réponses obtenues à partir des expériences.

$$Y_1 = a_0 + a_1x_{1-1} + a_2x_{2-1} + a_{12}x_{1-1}x_{2-1} + e \quad (3.3)$$

$$Y_2 = a_0 + a_1x_{1+1} + a_2x_{2-1} + a_{12}x_{1+1}x_{2-1} + e \quad (3.4)$$

$$Y_3 = a_0 + a_{1-1}x_{1+1} + a_2x_{2+1} + a_{12}x_{1-1}x_{2+1} + e \quad (3.5)$$

$$Y_4 = a_0 + a_1x_{1+1} + a_2x_{2+1} + a_{12}x_{1+1}x_{2+1} + e \quad (3.6)$$

La résolution de ce système permet d'obtenir les valeurs des coefficients :

$$\hat{a}_0 = \frac{1}{4} [+Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4] \quad (3.7)$$

$$\hat{a}_1 = \frac{1}{4} [-Y_1 + Y_2 - Y_3 + Y_4] \quad (3.8)$$

$$\hat{a}_2 = \frac{1}{4} [-Y_1 - Y_2 + Y_3 + Y_4] \quad (3.9)$$

$$\hat{a}_{12} = \frac{1}{4} [+Y_1 - Y_2 - Y_3 + Y_4] \quad (3.10)$$

L'équation (3.11) illustre le modèle de régression qui permet de calculer la réponse prédite.

$$\hat{Y} = \hat{a}_0 + \hat{a}_1x_1 + \hat{a}_2x_2 + \hat{a}_{12}x_1x_2 + e \quad (3.11)$$

Les coefficients  $\hat{a}_1$ ,  $\hat{a}_2$ ,  $\hat{a}_{12}$  estiment les effets des facteurs sur le comportement de la réponse.

Le coefficient  $\hat{a}_0$  représente la valeur calculée de la réponse au centre du domaine d'étude.

## 2.6 Plans pour surfaces de réponse

Les plans pour surfaces de réponse sont des schémas expérimentaux spécialement élaborés pour étudier et modéliser la réponse d'un système face à des variations simultanées de plusieurs facteurs. Contrairement aux plans factoriels complets à deux niveaux, qui se concentrent sur l'analyse des effets principaux et des interactions linéaires entre les facteurs, les plans pour surfaces de réponse permettent une exploration plus approfondie de la relation entre les facteurs et la réponse. Ils constituent des méthodes expérimentales permettant de développer des modèles mathématiques du second degré afin de mieux appréhender la réponse d'un système. Grâce à ces plans, la relation entre les facteurs et la réponse peut être formulée selon une équation quadratique, comme illustré par l'équation (3.12) [35].

$$Y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_{12}x_1x_2 + a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 + e \quad (3.12)$$

Les plans pour surface de réponse sont particulièrement utiles lorsqu'on se trouve à proximité d'un maximum ou d'un minimum. Ces plans sont particulièrement utiles lorsqu'il est nécessaire d'optimiser une réponse dans un espace multidimensionnel et de modéliser la réponse en fonction des facteurs (Figure 3.5) Ils permettent d'obtenir des informations sur la forme de la surface de réponse. Il existe divers types de plans de surface de réponse.

### 2.6.1 Plans composites

Le plan composite centré est une méthode d'expérimentation qui combine différentes approches pour explorer efficacement un domaine d'étude. Il inclut trois composantes principales :

- Un plan factoriel, où les facteurs sont évalués à deux niveaux pour étudier leur effet sur la réponse.
- Au moins un point central, positionné au centre du domaine expérimental pour évaluer la réponse à des niveaux moyens de facteurs.
- Des points axiaux, disposés le long des axes des facteurs pour examiner les réponses à des niveaux extrêmes de ces facteurs.

Cette approche permet une exploration approfondie des relations entre les variables d'entrée et la réponse, offrant ainsi une meilleure compréhension du système étudié.

La Figure (3.6) présente un exemple de plan composite pour deux facteurs. Les points A, B, C et D représentent les points expérimentaux d'un plan factoriel  $2^2$ . Le point E correspond au point central, pouvant être répliqué plusieurs fois. Les points F, G, H et I sont les points axiaux, formant ainsi le plan en étoile. Au total, neuf essais sont réalisés, nécessitant la détermination de six coefficients, ce qui implique la résolution d'un système de neuf équations à six inconnues.

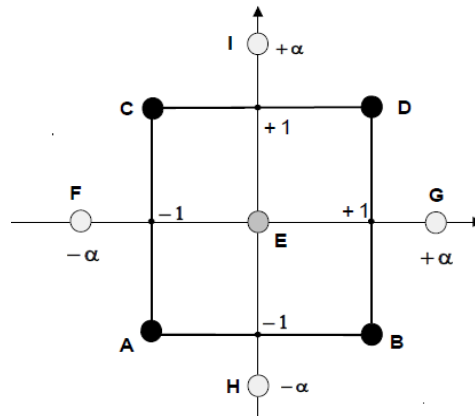


Figure 3.6 : Plan composite pour deux facteurs [34].

Les plans composites sont fréquemment employés pour compléter un premier plan factoriel lorsque les résultats obtenus ne sont pas entièrement expliqués par un modèle linéaire simple. Ils facilitent ainsi une exploration plus approfondie des données expérimentales [34].

### 2.6.2 Plans de Box-Behnken

Les plans de Box-Behnken sont conçus selon un principe spécifique d'optimisation : l'erreur de prédiction des réponses est uniforme pour tous les points situés sur une sphère (ou une hypersphère) centrée à l'origine du domaine expérimental. Concrètement, cela signifie que les

prévisions des réponses sont aussi précises pour les points éloignés du centre que pour ceux proches de celui-ci.

Dans le cas le plus courant, un plan de Box-Behnken permet d'étudier trois facteurs. Les points expérimentaux de ce plan sont situés au milieu des arêtes de chacun des côtés du cube délimitant le domaine expérimental (comme illustré dans la Figure 3.7). Ce plan comprend douze essais de base, auxquels peut être ajouté un (ou plusieurs) point(s) central(aux). En pratique, il est souvent choisi d'ajouter 3 ou 4 points au centre pour une meilleure couverture de l'espace expérimental [36].

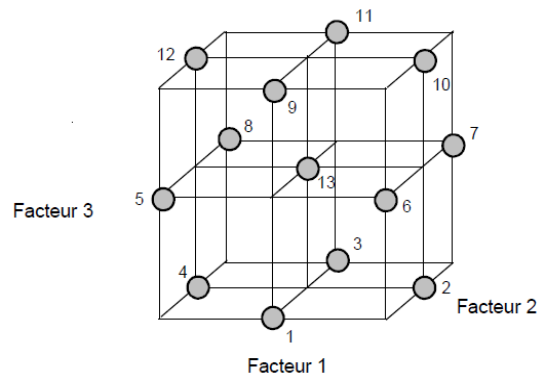


Figure 3.7 : Plan de Box- Behnken pour trois facteurs [34].

La matrice présentée dans le Tableau (3.3) indique les douze essais de base du plan de Box-Behnken, accompagnés d'un seul point central. Ces essais sont positionnés de manière à optimiser la précision des prévisions de réponse sur l'ensemble de la plage d'exploration des facteurs.

Tableau 3.3 : Plan de Box- Behnken pour 3 facteurs.

n° essai	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
1	0	-1	-1
2	+1	0	-1
3	0	+1	-1
4	-1	0	-1
5	-1	-1	0
6	+1	-1	0
7	+1	+1	0
8	-1	+1	0
9	0	-1	+1
10	+1	0	+1
11	0	+1	+1
12	-1	0	+1
13	0	0	0

### 2.6.3 Plans hybrides

Les plans hybrides, élaborés par Roquemore, cherchent à concilier deux critères d'optimalité : l'orthogonalité et l'isovariance par rotation. L'orthogonalité garantit une précision maximale des coefficients du modèle, tandis que l'isovariance par rotation assure des erreurs de prévision uniformes à une même distance du centre du domaine. Pour les chercheurs qui accordent de l'importance à ces deux propriétés, les plans hybrides constituent une option intéressante.

Les plans hybrides sont désignés selon une structure spécifique : le nombre de facteurs est mentionné en premier, suivi du nombre de points expérimentaux, incluant un seul point central, et enfin une lettre pour différencier les divers plans ayant le même nombre de facteurs et de points expérimentaux. Par exemple, les plans 311A et 311B permettent d'étudier 3 facteurs en onze essais [37]. Le Tableau (3.4) présente le plan hybride 311B.

**Tableau 3.4** : Plan hybride 311B.

n° essai	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
1	0	0	2,449
2	0	0	-2,449
3	-0,751	2,106	+1
4	2,106	0,751	+1
5	0,751	-2,106	+1
6	-2,106	-0,751	+1
7	0,751	2,106	-1
8	2,106	-0,751	-1
9	-0,751	-2,106	-1
10	-2,106	0,751	-1
11	0	0	0

Les autres plans hybrides sont les plans 310, 416A, 416B, 416C ou 628A.

### 2.6.4 Les plans de Rechtschaffner pour le second degré

Les plans de Rechtschaffner pour le second degré sont une méthode de conception expérimentale visant à réaliser des expériences efficaces pour modéliser des relations

quadratiques entre les variables d'entrée et la réponse. Ils sont particulièrement utiles pour explorer et optimiser des surfaces de réponse complexes.

Le nombre d'essais nécessaires pour un tel plan, noté  $n$ , dépend du nombre de facteurs  $k$  et est déterminé selon la formule suivante [38]:

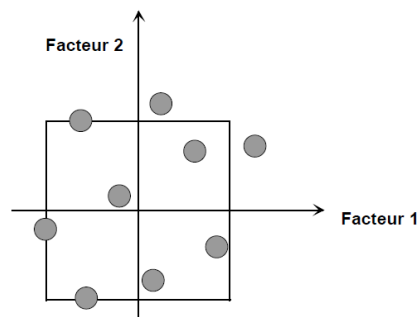
$$n = \frac{1}{2}(2 + 3k + k^2) \quad (3.13)$$

### 2.6.5 Plans de D-optimaux

Les limitations expérimentales peuvent parfois empêcher de suivre les conditions optimales des plans d'expériences précédemment décrits. Par exemple, les réglages des équipements peuvent ne pas permettre d'atteindre les niveaux recommandés par la théorie, ou certaines combinaisons de niveaux peuvent présenter des risques, tels qu'une réaction explosive pour les chimistes ou une concentration toxique pour les médecins. Dans de telles situations, l'utilisation de plans D-optimaux s'avère extrêmement utile. Pour déterminer l'emplacement des points expérimentaux, un logiciel spécialisé en plans d'expériences est nécessaire. Il suffit de spécifier le nombre d'expériences souhaité et le modèle a priori. Le logiciel calcule ensuite, à l'aide d'un algorithme d'échange, le plan le mieux adapté à l'étude [34].

### 2.6.6 Les plans non conventionnels et leur éventuelle réparation

L'utilisation de résultats expérimentaux obtenus sans suivre un plan d'expériences établi est possible, mais nécessite des précautions. Des recherches ont démontré que si la disposition des essais ne s'éloigne pas trop des plans d'expériences classiques, les erreurs sur les coefficients du modèle demeurent faibles et les prédictions de réponse sont généralement fiables [39].



**Figure 3.8** Exemple de plan non conventionnel.

Si les emplacements des essais s'éloignent des plans classiques, les erreurs sur les coefficients peuvent devenir significatives, rendant le modèle inapproprié pour les prévisions.

Dans ce cas, il est crucial de corriger l'expérimentation en réalisant de nouveaux essais stratégiquement positionnés par rapport à ceux déjà effectués. Les calculs nécessaires pour choisir ces nouveaux points sont inclus dans les logiciels dédiés aux plans d'expériences.

### 2.7 Logiciels pour les plans d'expérience

L'utilisation d'outils informatiques est indispensable pour mener une étude efficace à l'aide d'un plan d'expériences. Ces outils sont précieux pour plusieurs raisons [32]:

- ils facilitent la création du plan d'expériences en proposant des modèles classiques ou optimaux.
- ils permettent d'effectuer rapidement et avec précision tous les calculs laborieux nécessaires, comme la recherche des estimateurs et les tests d'hypothèses.
- ils offrent une grande variété de sorties conviviales, telles que les diagrammes de Pareto ou les représentations graphiques des surfaces de réponse.

Ci- après un aperçu succinct de différentes solutions logicielles disponibles pour ces tâches.

#### 2.7.1 Logiciels non spécialisés

Certains utilisateurs peuvent ne pas avoir accès à des logiciels spécialisés dans le traitement des données statistiques. Cependant, les résultats sont presque tous explicités à l'aide de formules mathématiques. Par conséquent, il est tout à fait possible de programmer ces formules et de les appliquer à des données réelles. Cette tâche peut être réalisée à l'aide de simples tableurs comme Excel ou OpenOffice, qui sont très conviviaux pour la rédaction du plan d'expérience et l'analyse des observations.

De plus, tout langage de programmation tel que C, C++, Pascal, Fortran, etc., permet également de programmer facilement les divers résultats présentés.

#### 2.7.2 Logiciels spécialisés en statistique

Il existe un large éventail de logiciels spécialisés en statistique dont le logiciel R qui se distingue par le fait qu'il est totalement gratuit. Les utilisateurs peuvent donc se tourner vers ce logiciel pour leurs besoins d'analyse statistique. Par ailleurs, il existe d'autres options telles que S-Plus, SPSS, Statgraphics, Genstat, et bien d'autres encore.

### 2.7.3 Logiciels spécialisés en plans d'expérience

Il est également possible d'utiliser des logiciels spécifiquement dédiés à la problématique des plans d'expérience. Souvent, ces logiciels sont des modules spécialisés inclus dans les suites de logiciels de statistique mentionnés précédemment. Reprenons l'exemple du logiciel SAS : le module SAS/QC (pour le contrôle de la qualité) offre un accès à plusieurs procédures liées à la création de plans d'expérience, bien qu'il ne soit pas inclus dans le package de base de SAS. De plus, il existe un logiciel en langue française, Nemrod, qui est exclusivement dédié à la construction et à l'analyse des plans d'expérience.

À l'heure actuelle, plusieurs logiciels spécialisés dans l'application des méthodes de plans d'expériences, basés sur l'analyse statistique et la modélisation expérimentale, sont disponibles pour aider à concevoir des plans d'expérience efficaces, à analyser les données expérimentales et à élaborer des modèles mathématiques, tels que MOODE et Design Expert.

## 3. Analyse des données en utilisant la méthode de régression multiple

L'analyse de la relation entre les variables à l'aide de la régression est une méthode fondamentale en statistiques. Lorsque l'on examine la relation entre deux variables, on parle de régression simple, où une variable est exprimée en fonction de l'autre. En revanche, si la relation implique une variable dépendante et plusieurs variables indépendantes, on parle de régression multiple. Il est important de noter que la mise en œuvre d'une régression nécessite une relation de cause à effet entre les variables incluses dans le modèle. Cela signifie que les variables indépendantes doivent avoir un effet sur la variable dépendante [41].

### 3.1. Modélisation à l'aide de la régression multiple

La modélisation mathématique est une approche qui permet de formaliser et de quantifier les relations entre différentes grandeurs ou variables. Lorsque on parle de modélisation mathématique dans le contexte de la régression, on cherche à établir un lien entre une variable d'intérêt, souvent notée  $y$ , et un ensemble de variables explicatives, souvent notées  $x_i$ .

Si l'on réalise  $n$  expériences, cela conduit à l'obtention de  $n$  valeurs de  $y_i$ , où  $y_i$  représente la valeur de la variable réponse  $y$ , mesurée quantitativement lors de l'expérimentation, avec une

précision donnée. Les  $x_i$  représentent les niveaux attribués aux facteurs  $i$  par l'expérimentateur pour chaque essai.

Pour expliquer une variable quantitative  $y$  à l'aide de  $p$  variables quantitatives  $x_1, \dots, x_p$ , le modèle est formulé comme suit selon l'équation (3.14) :

$$y_i = a_0 + a_1x_i^1 + \dots + a_px_i^p + e_i \quad \forall i = \{1, \dots, n\} \quad (3.14)$$

L'écart, noté  $e_i$ , représente les erreurs expérimentales dans le modèle.

Dans le processus de modélisation par régression, chaque expérience effectuée fournit une valeur de la réponse  $y$ . Cette réponse est ensuite exprimée à l'aide le polynôme, défini par l'équation (6.1), où les coefficients  $a_i$  sont les inconnues à déterminer. Dans cette configuration, nous nous trouvons face à un système de  $n$  équations à  $p$  inconnues. Notamment, le nombre d'équations est inférieur au nombre d'inconnues, ce qui rend la résolution du système complexe. Afin de résoudre ce problème, une méthode de régression est employée, basée sur le critère des moindres carrés. Cette approche vise à trouver les estimations des coefficients, notées  $\hat{a}$ . Les valeurs estimées peuvent être calculées en utilisant l'expression présentée dans la formule (3.15) :

$$\hat{a} = (X' X)^{-1} X' Y \quad (3.15)$$

$y$  est le vecteur des réponses.

$X$  est la matrice de modèle de régression, qui dépend des expériences sélectionnées.

$X'$  est la matrice transposée de  $X$ .

### 3.2. Ajustement du modèle

Une fois le modèle établi, il est nécessaire de procéder à l'estimation numérique de ses paramètres, c'est-à-dire à calculer les valeurs numériques des coefficients  $\hat{a}$  qui correspondent le mieux aux données. Pour évaluer l'ajustement d'un modèle par régression multiple, plusieurs mesures peuvent être utilisées [41] :

**Coefficient de corrélation ( $R^2$ )** : Il mesure la proportion de la variance de la variable dépendante expliquée par le modèle. Un  $R^2$  proche de 1 indique un bon ajustement du modèle aux données.

**Erreur quadratique moyenne :** Il représente la moyenne des écarts entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs réelles observées. Une RMSE faible indique un bon ajustement.

**Test F de Fisher :** Il teste si l'ensemble des coefficients de régression est significativement différent de zéro. Un résultat significatif indique que le modèle est utile pour prédire la variable dépendante.

**Test de significativité individuelle des coefficients :** Il évalue si chaque coefficient de régression est significativement différent de zéro. Des coefficients significatifs sont nécessaires pour un bon ajustement.

**Analyse des résidus :** L'examen des résidus, c'est-à-dire des écarts entre les valeurs observées et prédites, peut révéler des schémas ou des tendances non capturés par le modèle

### 4. Conclusion

Pour obtenir des résultats de haute qualité tout en minimisant les coûts et respectant les délais recommandés, une planification d'expériences rigoureuse est essentielle. Les plans d'expériences permettent de maximiser l'information obtenue à partir d'un nombre minimal d'expériences, ce qui se traduit par des gains de temps et des économies financières. L'avantage des méthodes de plans d'expériences réside dans leur capacité à rationaliser et à analyser les données recueillies, ainsi qu'à prédire le comportement des processus étudiés grâce à une analyse et une modélisation mathématique approfondies. En intégrant ces approches, les chercheurs peuvent optimiser leurs efforts et obtenir des résultats fiables et précis dans leurs études expérimentales.

L'idée principale derrière la régression multiple est de modéliser la relation entre la variable dépendante et les variables indépendantes sous la forme d'une équation linéaire.

## **Chapitres 4**

**Amélioration des performances des  
processus de forage grâce à l'application  
de la méthodologie RSM et de la  
régression multiple**

## **1. Introduction**

La méthodologie de surface de réponse (RSM) est une approche visant à optimiser les processus, les produits ou les systèmes en explorant de manière systématique et efficace la relation entre les facteurs d'entrée et les variables de réponse, tout en minimisant le besoin d'expérimentations et de ressources étendues. Dans cette étude, la méthode RSM a été utilisée pour analyser l'impact des différents paramètres, tels que le poids sur l'outil (WOB), la vitesse de rotation (RPM), l'angle de coupe ( $\beta$ ) et la résistance à la compression des roches ( $R_c$ ), sur le taux de pénétration (ROP). Elle a également permis de déterminer les valeurs optimales de ces facteurs conduisant au meilleur taux de pénétration. Pour évaluer les résultats obtenus par cette méthode, nous les comparons avec ceux obtenus par la régression multiple.

## **2. Expérimentation**

Pour cette étude, des tests expérimentaux ont été réalisés à l'aide d'un dispositif de forage vertical qui présente des similitudes avec une machine de forage rotatif. Ce dispositif de forage a été spécialement conçu pour recueillir les données requises pour les paramètres d'étude. Les spécifications de ce dispositif de forage sont récapitulées dans le tableau (4.1).

**Tableau 4.1** : Caractéristiques de la foreuse utilisée.

Puissance maximale	1.5 kw
Poids maximal sur l'outil	250 kgf
Vitesse de rotation	220 tr/min
Diamètre de bit	13 mm

La conception de la foreuse utilisée pour mener les divers essais d'étude est illustrée dans la Figure (4.1). Elle est constituée des éléments suivants :

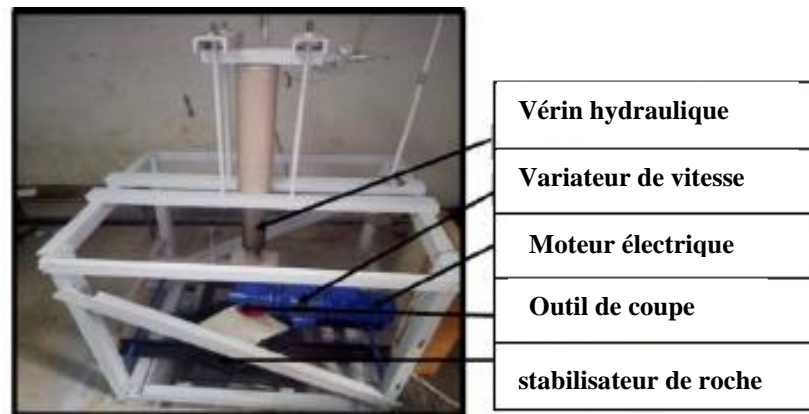
- Moteur électrique : Il s'agit d'une source de mouvement rotatif atteignant 1490 tr/min, avec une puissance de 1,5 kW.
- Variateur de vitesse : Il permet de régler la vitesse selon les besoins. Trois niveaux de vitesses ont été établis (118 tr/min, 135 tr/min et 152 tr/min).

## Amélioration des performances des processus de forage grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple

- Vérin hydraulique : Il constitue la source de la force appliquée sur l'outil de forage contre la roche. Dans le cadre de cette expérience, des forces de compression de 80 kgf, 120 kgf et 160 kgf ont été sélectionnées.

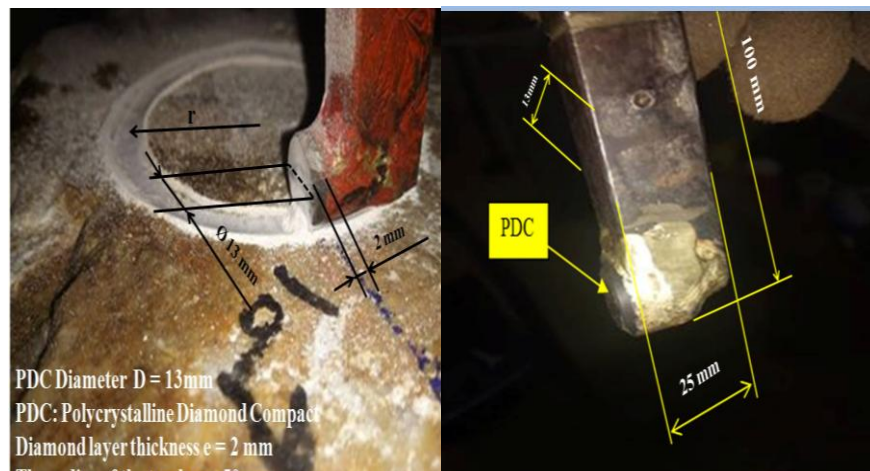
- Stabilisateur de roche : Cette partie assure la fixation de la roche, garantissant ainsi des résultats optimaux.

- Outil de coupe : Le banc d'essai utilisé était équipé d'un seul coupeur. Pendant les tests, trois types de coupeurs ont été utilisés, présentant différents angles de coupe ( $3^\circ$ ,  $8^\circ$  et  $45^\circ$ ).



**Figure 4.1 :** Foreuse pour essais.

L'outil de forage utilisé pour mener les tests est de type PDC (Polycristalline Diamond Compact). Il a été spécialement conçu pour les besoins de cette étude. La Figure (4.2) représente l'outil de forage PDC utilisé dans ces expériences.



**Figure 4.2 :** Illustration de l'outil de forage PDC utilisé aux expériences.

Les valeurs attribuées à chaque paramètre d'étude sont répertoriées dans le Tableau (4.2):

**Tableau 4.2 :** Valeurs sélectionnées des facteurs.

Facteurs	Unité	symbole	Valeurs		
			3	8	45
Angle de coupe	<i>degré</i>	$\beta$	3	8	45
Poids sur l'outil	<i>kgf</i>	WOB	80	120	160
Vitesse de rotation	<i>tr/min</i>	RPM	118	135	152

### 2.1. Roches utilisées

L'étude a porté sur trois types de roches sédimentaires (calcaire et marbre) prélevées dans diverses régions d'Algérie, ce qui permet de couvrir une gamme variée de duretés. Chaque échantillon a été minutieusement examiné afin de détecter les défauts macroscopiques et garantir leur utilisation sans risque de fracture. Les blocs des échantillons mesurent 30 cm x 30 cm x 4 cm. La figure (4.3) illustre les trois types de roches utilisés, ainsi que la région d'extraction de chaque type.



*Roche A de la carrière El Ghedir    Roche B de la carrière Hadjar Soud's    Roche C de la carrière Felkla*

**Figure 4.3 :** Roches utilisés.

Pour déterminer la résistance à la compression des roches, un échantillon est positionné sur la table d'une presse hydraulique, puis une charge est appliquée jusqu'à ce que l'échantillon soit complètement écrasé. La résistance est ensuite calculée en utilisant la formule1 [31].

$$R_c = \frac{F}{S} \text{ (kgf/cm}^2\text{)} \quad (4.1)$$

Avec  $R_c$  est la résistance à la compression,  $F$  est la force exercée sur la roche, et  $S$  est la surface.

Les indices de forabilité des roches sont classés sur le tableau ( 4.3) :

**Tableau 4.3 :** Caractéristiques des roches.

Roches	Resistance à la compression
Roche (A)	1550kgf/cm <sup>2</sup>
Roche (B)	750kgf/cm <sup>2</sup>
Roche (C)	640 kgf/cm <sup>2</sup>

## 2.2. Mesure de ROP

L'expérimentation a été conçue de manière à ce que tous les essais soient exécutés sur la même durée (identifiée à 8 minutes pendant les essais). Pendant chaque expérience, la progression (la profondeur) de l'outil dans la roche est mesurée pour chaque variation d'un paramètre. Il convient de noter que le taux de pénétration est déterminé par la formule (4.2) :

$$ROP = \frac{L}{t_p} \quad (4.2)$$

Ou, L : est la profondeur.

$t_p$  : est le temps de pénétration.

Le tableau (4.4) présente les valeurs de la réponse ROP pour chaque essai.

**Tableau 4.4 : Résultats des essais.**

	Facteurs				Réponses			Facteurs				Réponses	
	RPM	WOB	$\beta$	Rc	ROP			RPM	WOB	$\beta$	Rc	ROP	
	(rpm)	(kgf)	(°)	(Kgf/cm <sup>2</sup> )	(mm/min)			(rpm)	(kgf)	(°)	(Kgf/cm <sup>2</sup> )	(mm/min)	
1	135	160	8	640	2.82	15	118	80	8	750	1.19		
2	118	120	3	750	1.01	16	118	120	45	750	1.43		
3	135	120	45	1550	1.71	17	118	120	8	640	1.96		
4	135	80	8	640	1.86	18	135	120	8	750	1.51		
5	152	120	8	1550	1.67	19	135	80	3	750	0.95		
6	135	120	45	640	1.88	20	135	120	3	640	1.86		
7	135	120	8	750	1.51	21	152	160	8	750	2.91		
8	135	80	8	1550	0.48	22	152	120	8	640	2.53		
9	135	160	8	1550	1.56	23	135	80	45	750	1.60		
10	152	120	3	750	1.69	24	135	160	3	750	1.70		
11	135	120	3	1550	0.49	25	118	120	8	1550	0.81		
12	152	80	8	750	1.68	26	152	120	45	750	3.14		
13	135	120	8	750	1.51	27	135	160	45	750	2.96		
14	118	160	8	750	1.72								

## 3. Application de la méthode de surface de réponse RSM

Le RSM est une approche statistique largement utilisée dans l'analyse des données expérimentales. Son principal objectif est de modéliser et d'optimiser la réponse d'un système en fonction des variations de plusieurs facteurs ou variables indépendantes. Lorsque des

expériences sont menées pour étudier l'effet de plusieurs facteurs sur une réponse donnée, le RSM permet de déterminer la relation entre ces facteurs et la réponse mesurée. En utilisant des modèles mathématiques appropriés, le RSM peut estimer les effets de chaque facteur individuel, ainsi que les interactions entre eux. Cette compréhension de la relation entre les facteurs et la réponse permet aux chercheurs de prendre des décisions éclairées sur la manière d'ajuster les paramètres pour optimiser la réponse souhaitée. [40].

### **3.1. Analyse statistique des données**

L'analyse statistique des données a été effectuée en utilisant l'approche ANOVA (analyse de la variance) afin d'identifier les paramètres influant sur la réponse ROP (Taux de Pénétration). L'ANOVA est un ensemble de modèles statistiques qui visent à expliquer et quantifier la relation entre les variables mesurées (facteurs) et la grandeur d'intérêt (réponse). Cette méthode se base sur l'étude des variances. En effet, l'analyse de la variance permet d'examiner comment la réponse à expliquer varie en fonction d'un ou plusieurs facteurs qualitatifs. La variance est estimée par la variation résiduelle [40] :

$$s^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4.3)$$

Pour évaluer la qualité d'ajustement du modèle, il est courant de décomposer les sommes de carrés des écarts à la moyenne selon la formule (4.4):

Total des sommes des carrés (Total sum of squares)

$$SST = (n - 1)s^2_y \quad (4.4)$$

La somme des carrés due à la régression du modèle (Regression sum of squares)

$$SSR = (n - 1) \frac{s^2_{xy}}{s^2_x} \quad (4.5)$$

La somme des carrés due à l'erreur (Error sum of squares)

$$SSE = (n - 1) s^2 \quad (4.6)$$

Avec x désignant les variables d'entrée, et y désignant les variables de sortie.

Durant cette section, l'analyse statistique s'est appuyée sur l'examen des variances et des degrés de significativité (valeur p) à l'aide du logiciel MINITAB. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau (4.5).

**Amélioration des performances des processus de forage  
grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple**

**Tableau 4.5:** Analyse de la variance.

Source	DL	SS	MS	Valeur -P	Cont.%	Remarques
Model	14	11.9980	0.857002	0.000		
Linear	4	0.7743	0.193581	0.014		
RPM	1	0.3422	0.342232	0.012	8,96	significant
WOB	1	0.2270	0.227031	0.034	5,95	significant
$\beta$	1	0.0474	0.047390	0.296	1,24	Insignifiant
Rc	1	0.5704	0.570373	0.003	14,94	significant.
RPM*RPM	1	0.3139	0.313931	0.016	8,22	significant
WOB*WOB	1	0.2219	0.221934	0.036	5,81	significant
$\beta * \beta$	1	0.2756	0.275633	0.022	7,22	significant
Rc*Rc	1	0.5387	0.538743	0.003	14,11	significant
RPM*WOB	1	0.1225	0.122500	0.104	3,21	Insignifiant
RPM* $\beta$	1	0.3875	0.387461	0.009	10,15	significant
RPM*Rc	1	0.0064	0.006380	0.695	0,17	Insignifiant
WOB* $\beta$	1	0.1009	0.100855	0.137	2,64	Insignifiant
WOB*Rc	1	0.0137	0.013693	0.568	0,36	Insignifiant
B*Rc	1	0.1745	0.174486	0.058	4,57	Insignifiant
résiduel	12	0.4756	0.039637		12,46	
Manque d'ajustement	10	0.4756	0.047564	*		
Erreur Pure	2	0.0000	0.000000			
Total	26	12.4737				

DL : degré de liberté ;

SS : somme des carrés ;

MS : carrés moyens ajustés.

Le tableau (4.5) expose les résultats du traitement statistique des données avec un niveau de signification  $\alpha$  de 5 % et un niveau de confiance de 95 %. L'analyse statistique de ce modèle indique principalement que le modèle utilisé s'ajuste bien, comme en témoigne la faible valeur de la somme des carrés résiduels (SSE égale à 0.47), en comparaison avec la somme des carrés totale dus à la régression (SST égale à 12.47) [31]. Cette conclusion est étayée par une analyse plus approfondie, notamment le coefficient de corrélation linéaire multiple ( $R^2 = 0.96$ ), qui confirme la pertinence du modèle.  $R^2$  est exprimé par la formule suivante [40] :

$$R^2 = r^2 = \frac{s_{xy}^2}{s_x^2 s_y^2} = 1 - \frac{n-2}{n-1} \frac{s^2}{s_y^2} = \frac{SSR}{SST} \quad (4.7)$$

Ce coefficient est très important pour rendre compte d'un ajustement correct car il quantifie le degré de la relation linéaire entre la valeur prédite par le modèle théorique (une droite de régression) et la valeur observée (mesurée).  $R^2$  est un indice de déterminer l'adaptation du model choisi, d'autant  $R^2$  proche à 1 d'autant le modèle est bien adapté.

La valeur élevée obtenue du coefficient d'adaptation explique clairement la forte corrélation entre les données prédites et expérimentales, c'est-à-dire seulement 4 % représentent l'influence d'autres facteurs ou d'autres variables non incluses dans le modèle.

Pour tester la pertinence globale du modèle, évaluer la qualité d'ajustements, et estimer les termes du modèle, on utilise la statistique p. Les statistiques p sont basées sur le rapport des carrés moyennes, qu'il s'agit de comparer une moyenne observée à une moyenne théorique. Pour savoir si la différence est significative, il faut tout d'abord connaître la valeur critique correspondant au risque alpha ( $\alpha= 5\%$ ). Si la valeur p est inférieure à alpha, cela indique que le terme est significatif. En ce qui concerne l'estimation des divers paramètres du modèle, il est à noter que la valeur p du modèle, égale à 0,0003, indique que le modèle est statistiquement significatif. Dans cette situation, les variables RPM, WOB, Rc, RPM\*  $\beta$  (interaction entre la vitesse de rotation et l'angle de coupe), RPM<sup>2</sup> (effet quadratique de la vitesse de rotation),  $\beta^2$  (effet quadratique de l'angle de coupe) et Rc<sup>2</sup> (effet quadratique de la dureté de la roche) sont toutes des termes significatifs du modèle, démontrant ainsi leur impact significatif sur la réponse (ROP). Il est à noter que la majorité des termes du modèle ont une contribution remarquable à l'évolution du taux de pénétration, selon le pourcentage de la contribution (cont. %). Les résultats obtenus indiquent également que le facteur de résistance des roches représente la signification statistique la plus élevée avec une contribution de 14.94 %, ce qui reflète l'influence de la nature de la roche sur la réponse. La vitesse de rotation a également une contribution significative aux variations totales du ROP avec 8.96 %. Alors que le poids exercé explique 5.95 % des changements de réponse.

### **3.2. Modélisation mathématique**

Préalablement, une fonction mathématique reliant la réponse aux facteurs est sélectionnée, généralement en utilisant le polynôme de Taylor-Mac Laurin [34]. Les calculs sont ensuite

effectués à l'aide du logiciel MINITAB pour déterminer les valeurs des différents coefficients du polynôme. L'équation (4.8) représente la forme finale de la réponse ROP (Taux d'Avancement), basée sur un modèle quadratique:

$$\begin{aligned} ROP = & 24.96 - 0.2451*RPM - 0.0577*WOB - 0.0481*\beta - 0.01114*Rc + 0.000842*RPM^2 + \\ & 0.000128*WOB^2 - 0.001378*\beta^2 + 0.000004*Rc^2 + 0.000257*RPM*WOB + 0.000748*RPM*\beta + \\ & 0.000004*RPM*Rc + 0.000162*WOB*\beta + 0.000003*WOB*Rc + 0.000016*\beta*Rc \end{aligned} \quad (4.8)$$

L'équation (4.8), formulée en termes de facteurs réels, permet d'établir une relation mathématique entre les facteurs étudiés et la réponse mesurée. Cette équation, dérivée à partir du modèle quadratique, fournit un outil puissant pour prédire la réponse (dans ce cas, le taux d'avancement, ROP) en fonction des niveaux spécifiques de chaque facteur.

Ainsi, l'équation (4.8) fournit un moyen précieux pour comprendre et analyser la relation entre les facteurs d'entrée et la réponse observée, et elle permet également de prendre des décisions éclairées sur la manière d'ajuster les paramètres du processus afin d'optimiser la réponse désirée.

### **3.3 Influence des différents paramètres sur le taux de pénétration (ROP)**

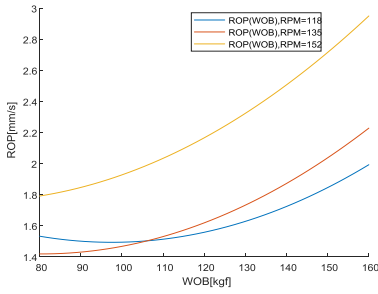
Suite à l'élaboration du modèle mathématique, il devient facile de déterminer l'impact de chaque facteur individuel, ainsi que l'effet d'interaction entre deux facteurs pour comprendre la relation entre les différents facteurs et la réponse étudiée. Cette compréhension fine des effets individuels et des interactions entre les facteurs est cruciale pour l'optimisation des processus. Elle permet d'identifier les facteurs les plus influents sur la réponse et de déterminer les conditions optimales pour atteindre les objectifs souhaités.

#### **3.3.1 Influence de la variation du poids (WOB) sur le taux de pénétration**

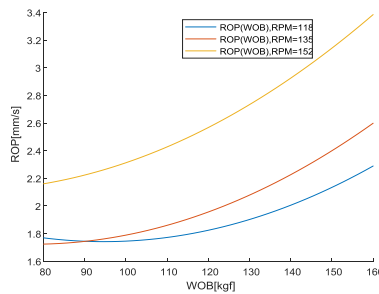
Les figures de (4.4) à (4.12) illustrent l'évolution du taux de pénétration ROP en fonction du poids WOB, en tenant compte des variations des autres facteurs.

Les figures explorent comment le taux de pénétration évolue lorsque le poids sur l'outil est modifié, tout en maintenant constants les autres facteurs du processus pour comprendre l'impact individuel du poids sur le taux de pénétration, en isolant son effet des autres variables étudiées.

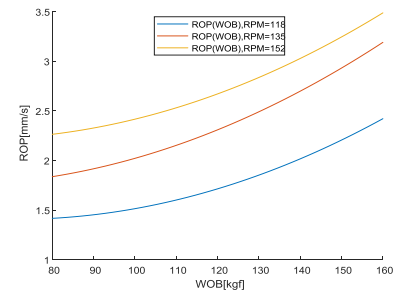
## Amélioration des performances des processus de forage grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple



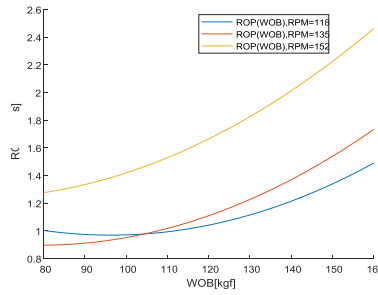
**Figure 4.4 :** ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 3^\circ$  RC=640kgf/cm<sup>2</sup>)



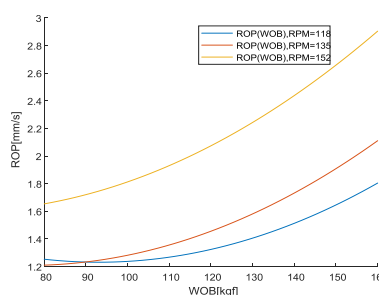
**Figure 4.5 :** ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 8^\circ$ , C=640kgf/cm<sup>2</sup>)



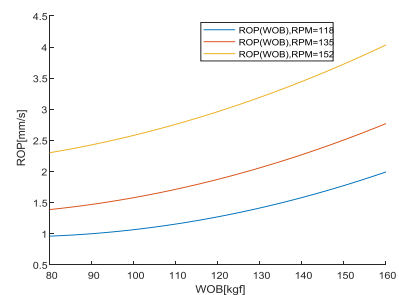
**Figure 4.6 :** ROP en fonction de WOB à trois vitesses et ( $\beta= 45^\circ$ , RC=640kgf/cm<sup>2</sup>)



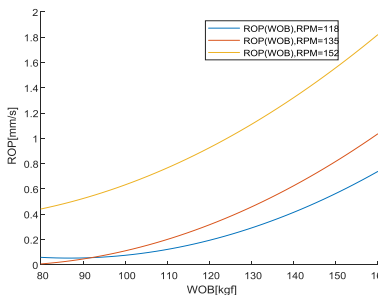
**Figure 4.7:** ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 3^\circ$ , RC=750kgf/cm<sup>2</sup>)



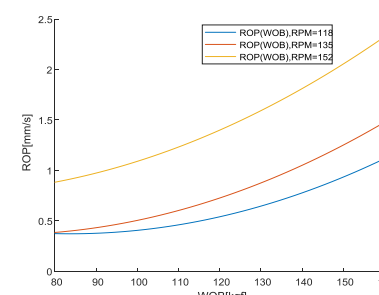
**Figure 4.8:** ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta=8^\circ$ , RC=750kgf/cm<sup>2</sup>)



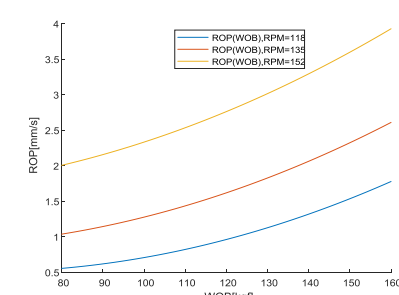
**Figure 4.9:** ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 45^\circ$ , C=750kgf/cm<sup>2</sup>)



**Figure 4.10 :** ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 3^\circ$ , RC=1550kgf/cm<sup>2</sup>)



**Figure 4.11:** ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 8^\circ$  RC=1550kgf/cm<sup>2</sup>)

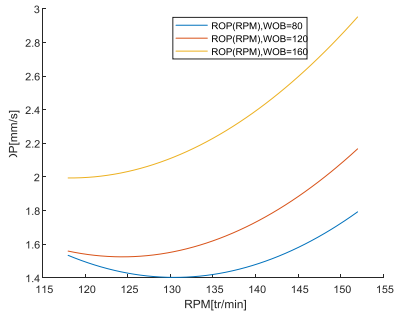


**Figure 4.12:** ROP en fonction de WOB à trois vitesses ( $\beta= 45^\circ$ , RC=1550kgf/cm<sup>2</sup>)

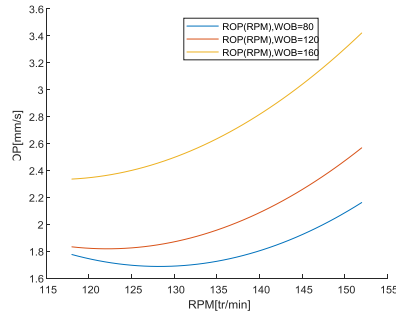
Les figures fournissent une indication claire selon laquelle le taux d'avancement, c'est-à-dire la vitesse à laquelle le processus progresse, est directement influencé par le poids appliqué. En d'autres termes, lorsque le poids exercé sur le système est plus important, le taux d'avancement tend à augmenter de manière significative. Cette relation montre que l'application d'une force plus importante entraîne une progression plus rapide du processus. Cette corrélation met en évidence l'importance du poids dans le processus global et suggère que l'ajustement du poids peut être un moyen efficace de contrôler et d'optimiser le taux d'avancement.

### 3.3.2 Influence de la variation de la vitesse de rotation (RPM) sur le taux de pénétration

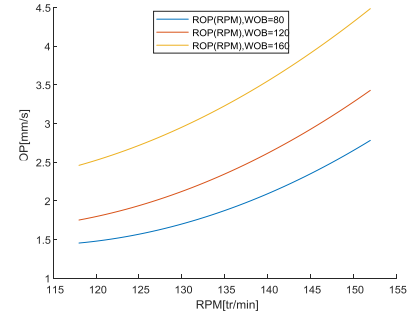
Les figures de (4.13) à (4.21) offrent une analyse des changements observés dans le taux de pénétration ROP (Rate of Penetration) en fonction de la vitesse de rotation RPM (Rotations Par Minute). Elles examinent spécifiquement comment le taux de pénétration varie à différents niveaux de vitesse de rotation, en tenant compte des autres facteurs qui pourraient influencer cette relation.



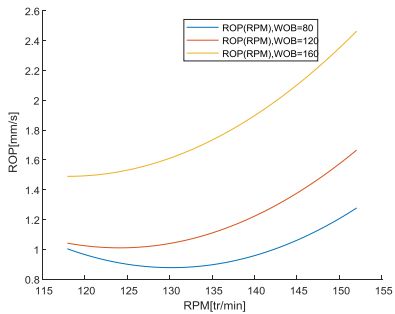
**Figure 4.13** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 3^\circ$ ,  $R_c=640\text{kgf/cm}^2$ )



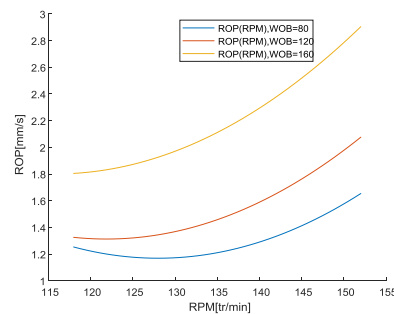
**Figure 4.14** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 8^\circ$ ,  $R_c=640\text{kgf/cm}^2$ )



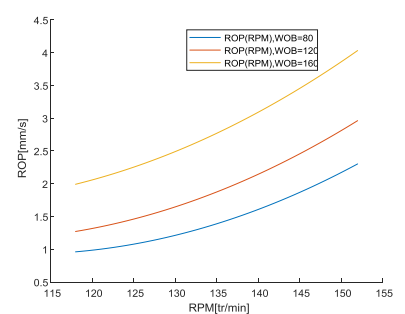
**Figure 4.15** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 45^\circ$ ,  $R_c=640\text{kgf/cm}^2$ )



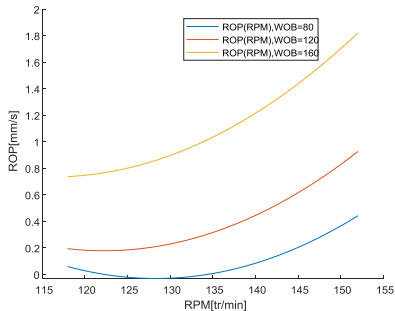
**Figure 4.16** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 3^\circ$ ,  $R_c=750\text{kgf/cm}^2$ )



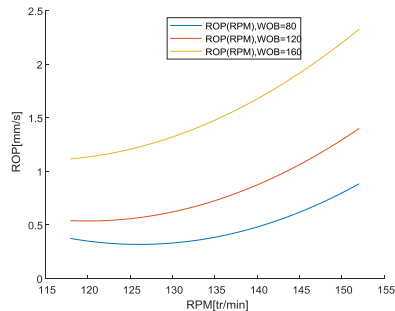
**Figure 4.17** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 8^\circ$ ,  $R_c=750\text{kgf/cm}^2$ )



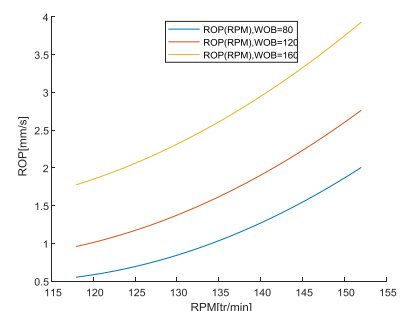
**Figure 4.18** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 45^\circ$ ,  $R_c=750\text{kgf/cm}^2$ )



**Figure 4.19** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 3^\circ$ ,  $R_c=1550\text{kgf/cm}^2$ )



**Figure 4.20** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 8^\circ$ ,  $R_c=1550\text{kgf/cm}^2$ )



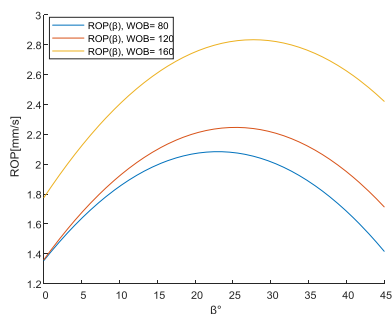
**Figure 4.21** ROP en fonction de RPM à trois poids ( $\beta= 45^\circ$ ,  $R_c=1550\text{kgf/cm}^2$ )

Les figures fournissent une analyse claire de la relation entre le taux d'avancement de l'outil (ROP) et la vitesse de rotation RPM. Elles mettent en évidence que lorsque la vitesse de rotation augmente, le taux d'avancement de l'outil augmente également de manière significative. Cela suggère que la vitesse de rotation est un paramètre clé pour optimiser le rendement du processus, car elle influe directement sur la vitesse à laquelle l'outil progresse dans la formation.

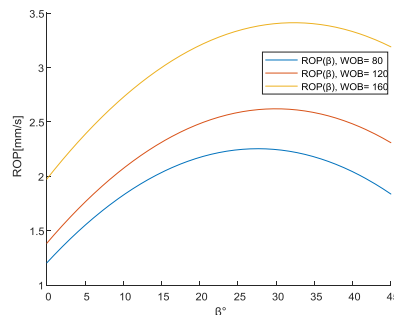
De plus, les figures confirment que le ROP atteint son pic à 4.5 mm/s lorsque certaines conditions sont réunies. Une vitesse de rotation de 152 tr/min est nécessaire, en association avec un poids de 160 kgf, un angle de coupe de 45° et une contrainte de 640 kgf/cm<sup>2</sup> pour l'indice de forabilité de la roche. Ces valeurs spécifiques représentent un ensemble de paramètres idéaux qui maximisent l'efficacité de l'outil, permettant ainsi d'atteindre le taux d'avancement le plus élevé. Cette information est cruciale pour les opérations pratiques, car elle permet aux opérateurs de régler précisément les paramètres du processus afin d'optimiser la productivité et la performance de l'outil. En résumé, les figures fournissent des indications précieuses sur la manière d'atteindre les meilleurs résultats en termes de taux d'avancement de l'outil dans diverses conditions opérationnelles.

### 3.3.3 Influence de la variation de l'angle de coupe ( $\beta$ ) sur le taux de pénétration

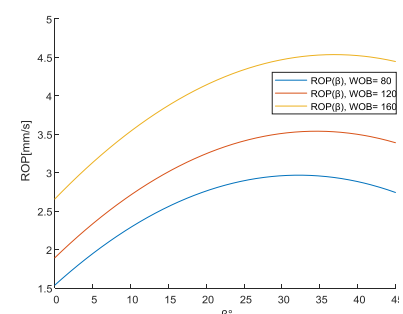
Les figures (4.22) à (4.30) fournissent une analyse détaillée de la relation entre le taux d'avancement de l'outil (ROP) et les variations de l'angle de coupe. Elles étudient spécifiquement la manière dont le ROP varie en fonction des différentes valeurs de l'angle de coupe, offrant ainsi un aperçu précieux de l'impact de cette variable sur l'efficacité globale du processus. Cette analyse permet de déterminer les angles de coupe les plus efficaces pour maximiser le taux d'avancement de l'outil. De plus, elle permet de comprendre comment les variations de l'angle de coupe peuvent influencer d'autres aspects du processus, tels que la qualité de la coupe.



**Figure 4.22:** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=118tr/min, Rc=640 kgf/cm<sup>2</sup>)

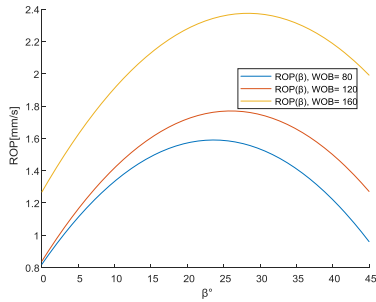


**Figure 4.23:** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=135tr/min, Rc=640 kgf/cm<sup>2</sup>)

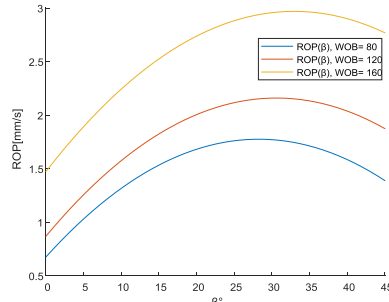


**Figure 4.24:** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=152tr/min, Rc=640 kgf/cm<sup>2</sup>)

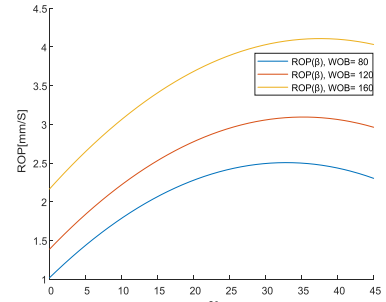
## Amélioration des performances des processus de forage grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple



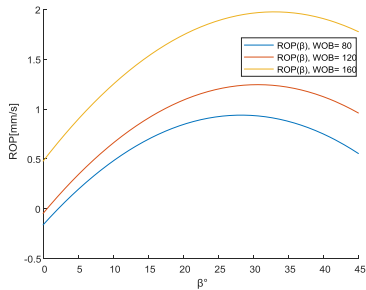
**Figure 4.25:** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=118tr/min, Rc=750 kgf/cm<sup>2</sup>)



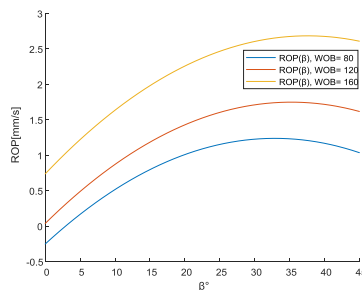
**Figure 4.26 :** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=135tr/min, Rc=750 kgf/cm<sup>2</sup>)



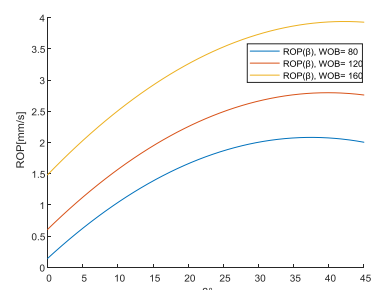
**Figure 4.27:** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=152 tr/min, Rc=750 kgf/cm<sup>2</sup>)



**Figure 4.28:** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=118tr/min, Rc=1550kgf/cm<sup>2</sup>)



**Figure 4.29:** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=135tr/min, Rc=1550kgf/cm<sup>2</sup>)

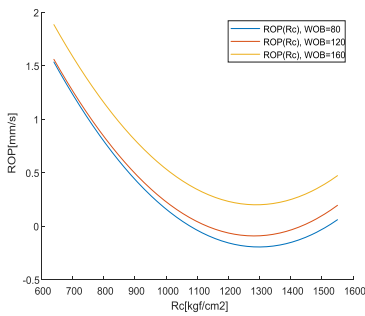


**Figure 4.30:** ROP en fonction de  $\beta$  à trois poids (RPM=152tr/min, Rc=1550 kgf/cm<sup>2</sup>)

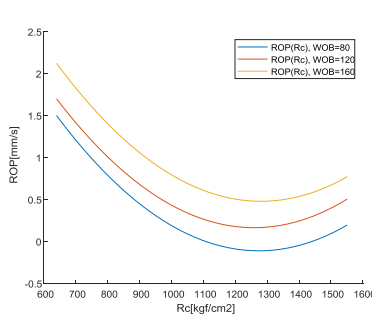
Le graphique révèle une forte corrélation entre le taux d'avancement ROP et l'angle de coupe  $\beta$ , en particulier pour les vitesses de rotation élevées. À mesure que  $\beta$  augmente jusqu'à environ 35°, le ROP connaît une augmentation significative, indiquant une amélioration de la performance. Au-delà de cette valeur, l'augmentation du ROP ralentit, suggérant que le système a atteint sa performance maximale. Cela signifie que l'angle de coupe optimal pour obtenir le meilleur rendement se situe autour de 35° dans ces conditions. Cependant, pour les vitesses de rotation les plus basses (118 tr/min), on observe une diminution notable du taux de pénétration après 25° d'angle de coupe. Cette observation suggère que la performance de la foreuse est réduite à des vitesses de rotation plus faibles, probablement en raison d'une interaction complexe entre la vitesse de rotation et l'angle de coupe. Cette tendance peut expliquer pourquoi la performance diminue lorsque la vitesse de rotation est réduite, ce qui souligne l'importance de maintenir des vitesses de rotation adéquates pour optimiser l'efficacité du processus de forage.

### 3.3.4 Influence de la variation de la résistance à la compression de la roche (Rc) sur le taux de pénétration

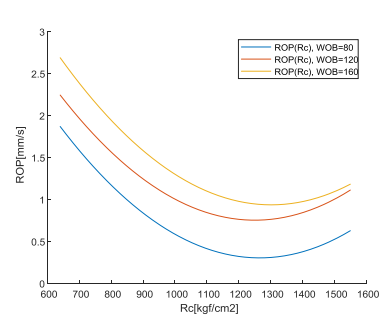
Les figures (4.31) à (4.39) illustrent l'impact de la variation de la résistance de la roche à la compression (Rc) sur le comportement du ROP. En étudiant ces figures, on peut observer comment le ROP varie en fonction des variations de la résistance de la roche à la compression. Cette analyse permet de comprendre comment la résistance de la roche affecte la capacité de l'outil à progresser à travers le matériau, et comment cette variable influence donc la productivité et l'efficacité globale du processus.



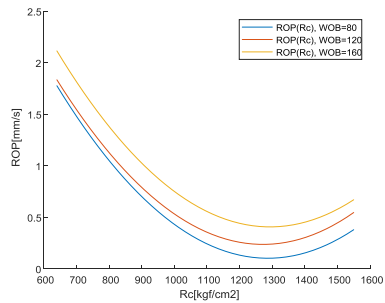
**Figure 4.31:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=118 tr/min,  $\beta=3^\circ$ )



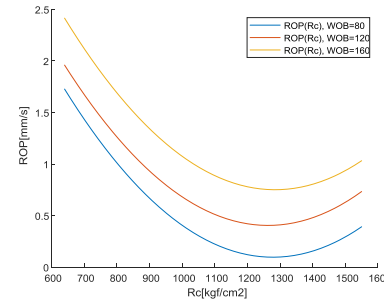
**Figure 4.32:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=135 tr/min,  $\beta=3^\circ$ )



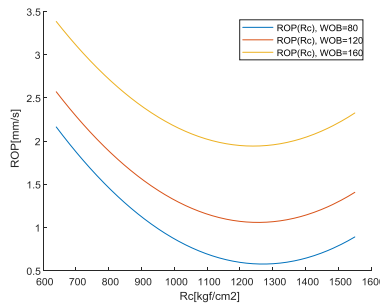
**Figure 4.33:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=152 tr/min,  $\beta=3^\circ$ )



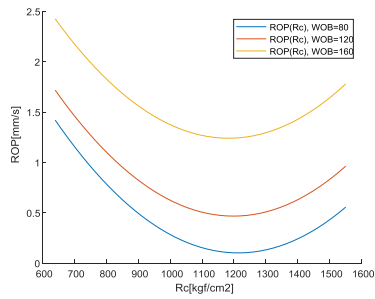
**Figure 4.34:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=118 tr/min,  $\beta=8^\circ$ )



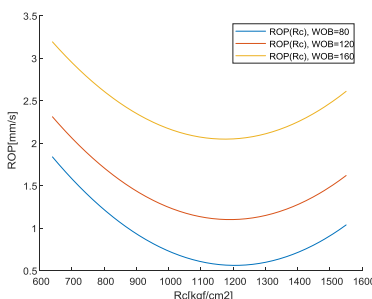
**Figure 4.35:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=135 tr/min,  $\beta=8^\circ$ )



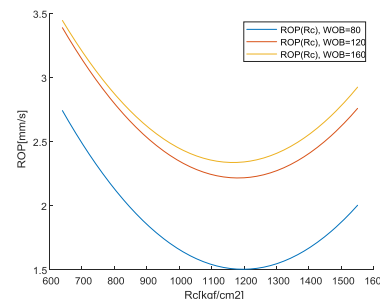
**Figure 4.36:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=152 tr/min,  $\beta=8^\circ$ )



**Figure 4.37:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=118 tr/min,  $\beta=45^\circ$ )



**Figure 4.38:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=135 tr/min,  $\beta=45^\circ$ )

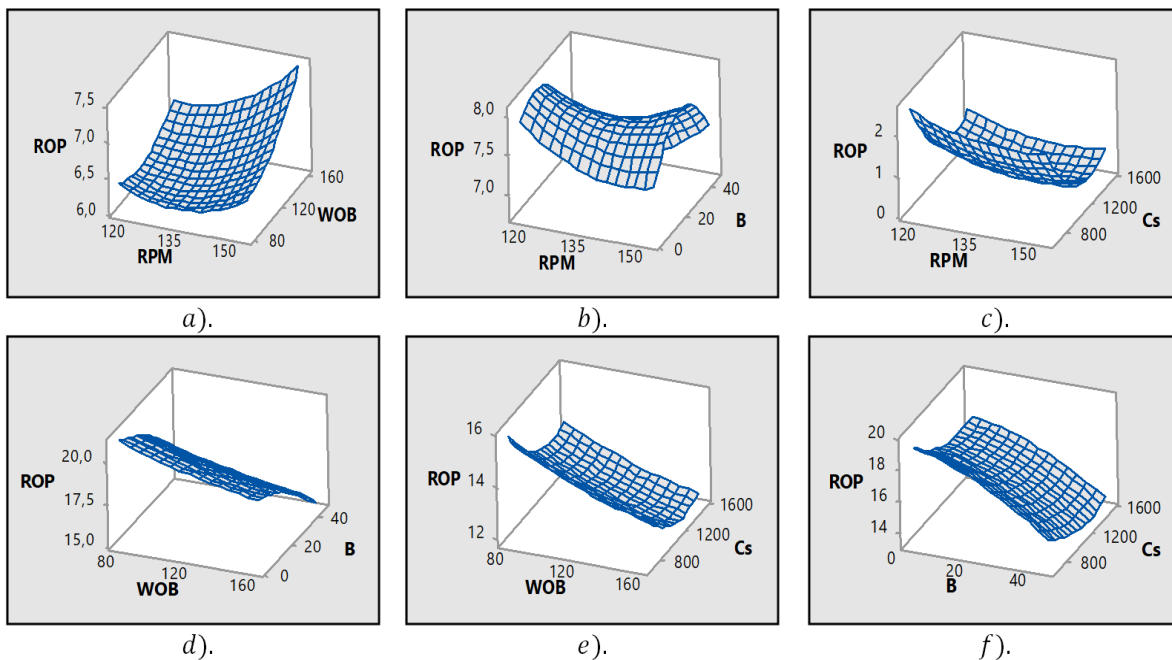


**Figure 4.39:** ROP en fonction de Rc à trois poids (RPM=152 tr/min,  $\beta=45^\circ$ )

Les observations tirées des figures suggèrent une relation inverse entre le taux d'avancement de l'outil (ROP) et la résistance de la roche à la compression. En d'autres termes, à mesure que la résistance de la roche à la compression augmente, le taux d'avancement de l'outil diminue. Alors une augmentation de la résistance de la roche entraîne une diminution de l'efficacité du forage ce qui se traduit par une réduction du taux d'avancement de l'outil. Cette relation est essentielle pour comprendre et optimiser les performances dans les opérations de forage, car elle permet de déterminer les conditions de travail optimales en fonction des caractéristiques de la roche à traiter.

### 3.4 Représentation par Surfaces de Réponse

L'impact des paramètres étudiés sur le comportement du taux de pénétration peut être visualisé graphiquement à l'aide de surfaces de réponse tridimensionnelles (3D). Ces surfaces permettent d'illustrer la variation du taux de pénétration en fonction de deux paramètres spécifiques. L'influence de différents facteurs d'entrée sur la réponse de sortie, qui décrit le comportement du processus de forage selon le modèle mathématique basé sur l'approche RSM, a été évaluée et les résultats sont présentés dans la figure (4.40).



**Figure 4.40 :** Représentation 3D de la réponse ROP en fonction de variables d'entrée.

La figure (40 (a)) met en évidence une corrélation significative entre le taux de pénétration maximal (ROP) et deux paramètres clés : le poids sur l'outil (WOB) et la vitesse de rotation

(RPM). L'observation que le ROP atteint 7.5 mm/min lorsque les valeurs maximales de WOB et de RPM sont combinées indique que ces deux paramètres ont un impact crucial sur la performance du processus de forage. Cette constatation souligne l'importance de maximiser à la fois le poids sur l'outil et la vitesse de rotation pour optimiser le taux de pénétration et donc la productivité du processus.

D'autre part, la figure (4.40 (b)) révèle une tendance intéressante où le ROP maximal est associé à une vitesse de rotation plus élevée et à un angle de coupe moyen ( $\beta$ ), tandis que le taux d'avancement diminue avec l'augmentation de l'angle de coupe. Cette observation suggère qu'il existe un compromis entre la vitesse de rotation et l'angle de coupe pour obtenir le meilleur ROP, et que des valeurs élevées de vitesse de rotation peuvent compenser les effets négatifs d'un angle de coupe plus élevé. Dans les autres figures, on remarque une relation inverse entre le taux d'avancement ROP et l'augmentation des autres facteurs étudiés. Cela signifie que ces facteurs ont tendance à réduire le taux d'avancement du processus de forage.

La comparaison entre les différentes figures met en évidence que le taux d'avancement progresse uniquement avec l'augmentation du poids sur l'outil et de la vitesse de rotation. Cette observation suggère que la performance maximale du système de forage n'est atteinte que lorsque ces deux paramètres sont portés à leurs valeurs maximales, ce qui souligne l'importance critique de ces paramètres dans l'optimisation des opérations de forage.

### **3.5 Résultats**

La validation des résultats implique la description du modèle de régression, qui est utilisé pour estimer la corrélation entre le modèle expérimental et les modèles prévus. L'évaluation de l'ajustement de ce modèle peut être réalisée de manière plus précise en calculant le pourcentage d'erreur entre les valeurs mesurées et prédites pour chaque expérience menée. Les résultats de

**Amélioration des performances des processus de forage  
grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple**

cette évaluation sont présentés dans le tableau (4.6), qui répertorie les pourcentages d'erreur entre la réponse mesurée et la réponse prédite.

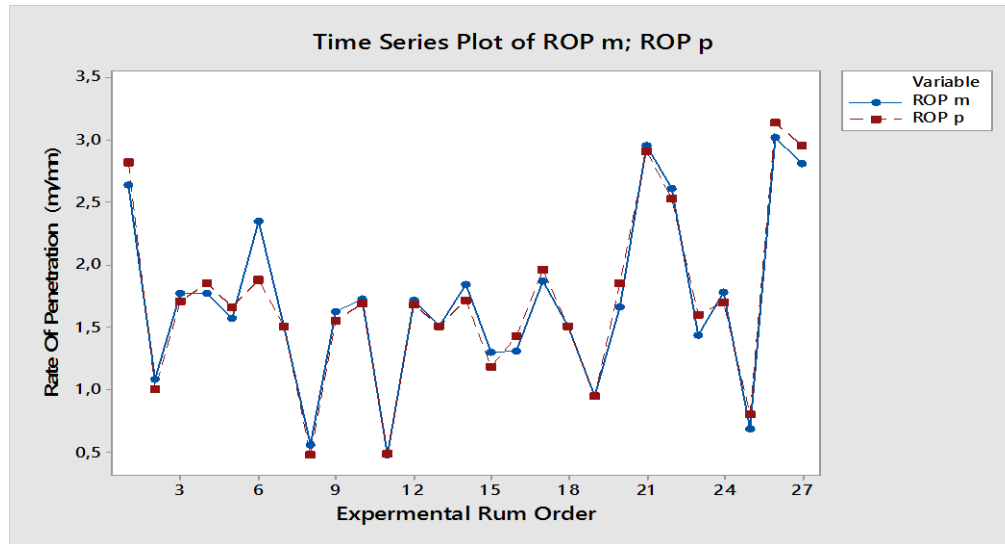
**Tableau 4.6 :** Pourcentage d'erreurs entre la réponse mesurée et la réponse prédite.

Essais	ROP mesuré	ROP prévus	Pourcentage d'erreur	Essais	ROP mesuré	ROP prévus	Pourcentage d'erreur
1	2.82	2.5987	8.5158%	15	1.19	1.2533	5.0506
2	1.01	1.0419	3.0617%	16	1.43	1.2713	12.4832
3	1.71	1.6175	5.7187%	17	1.96	1.8324	6.9635
4	1.86	1.7242	7.8761	18	1.51	1.4559	3.7159
5	1.67	1.3991	19.3624	19	0.95	0.8969	5.9203
6	1.88	2.3091	18.5829	20	1.86	1.6196	14.8431
7	1.51	1.4559	3.7159	21	2.91	2.9043	0.1962
8	0.48	0.3847	24.7725	22	2.53	2.5676	1.4644
9	1.56	1.4776	5.5766	23	1.60	1.3881	15.2654
10	1.69	1.6650	1.5015	24	1.70	1.7329	1.89
11	0.49	0.3165	54.8183	25	0.81	0.5402	49.9444
12	1.68	1.6539	1.5780	26	3.14	2.9624	5.9951
13	1.51	1.4559	3.7159	27	2.96	2.7685	6.9171
14	1.72	1.8046	4.6880				

Le tableau (4.6) montre que la plus grande erreur d'ajustement réalisée (environ 54,81% pour une réponse observée de 0,49) correspond à l'expérience 11. Aussi, les pourcentages d'erreur des expériences 25 et 8 atteignent respectivement 49,94 et 24,7725, ils sont considérés comme relativement élevés. Cela était prévisible car il est impossible que la réponse prédite par le modèle soit parfaitement ajustée à toutes les valeurs obtenues lors des expériences. Néanmoins, 25 expériences sur 27 donnent des résultats bien ajustés avec des réponses prédites avec des pourcentages d'erreur inférieurs à 20 % (Cetin et al., 2011), de sorte que les

pourcentages d'erreur se situent dans des limites acceptables, confirmant que l'ajustement est très bonne qualité.

La figure 4.41 présente l'estimation de corrélation entre les données expérimentales obtenues et les données prédites.



**Figure 4.41 :** Valeurs mesurées et prévues du taux de pénétration.

Les résultats obtenus mettent en évidence une convergence étroite entre les points représentant la réponse mesurée et la courbe de référence illustrant la réponse prédite. Cette cohérence entre les deux courbes démontre une correspondance significative dans les variations de valeurs. La comparaison entre la réponse mesurée et celle prédite par le modèle confirme un ajustement très satisfaisant. En conséquence, nous concluons que le modèle est fiable et efficace pour anticiper le comportement du taux de pénétration (ROP).

### 3.6 Optimisation des paramètres étudiés

Alors qu'un ajustement de bonne qualité a été réalisé l'étape finale consiste à trouver les valeurs optimales pour le problème posé (RPM, WOB,  $\beta$ , R<sub>c</sub>) conduisant à maximiser le taux de pénétration. Pour recherche du maximum d'une fonction de plusieurs variables, il doit trouver tout point annulant les dérivées partielles comme suit :

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_1}(x_1, x_2, x_3, x_4) = 0$$

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_2}(x_1, x_2, x_3, x_4) = 0$$

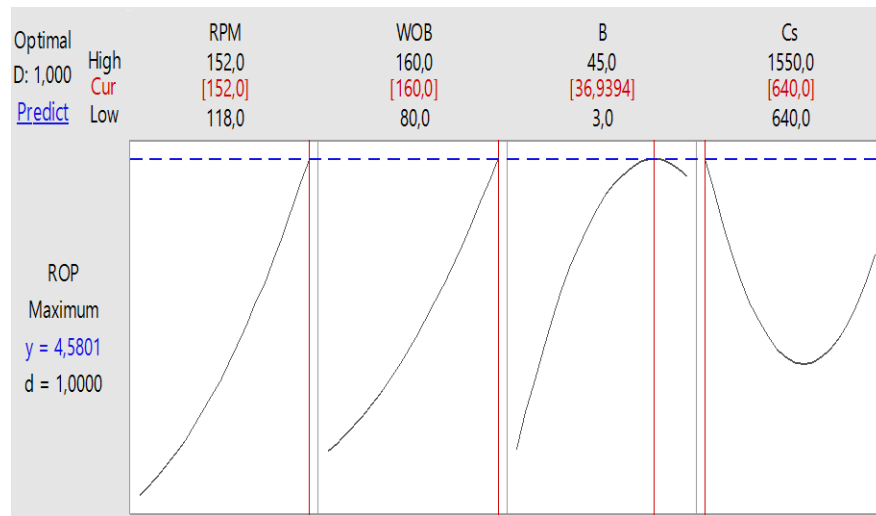
**Amélioration des performances des processus de forage  
grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple**

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_3}(x_1, x_2, x_3, x_4) = 0$$

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_4}(x_1, x_2, x_3, x_4) = 0$$

Où  $\hat{y}$  est la réponse prédite (ROP prédite), et les variables  $x_1, x_2, x_3, x_4$  représentent successivement les quatre facteurs RPM, WOB,  $\beta$ , Rc.

La figure 4.42 montre les résultats de la résolution des équations selon la méthode RSM à l'aide du logiciel MINITAB.



**Figure 4.4 2:** Valeurs optimales.

Les valeurs optimales des différents paramètres étudiés, qui permettent d'atteindre la meilleure performance de forage, sont répertoriées dans le tableau 4.7.

**Tableau 4.7 :** Paramètres optimisant la réponse.

Facteurs	Symbole	Valeurs optimales	Taux de pénétration (modèle RMS)
Vitesse de rotation	RPM	152 rpm	4.5801 mm/min
Poids appliqué	WOB	160 kgf	
Angle de coupe	$\beta$	36.93°	
Resistance à la compression	Rc	640 kgf/cm <sup>2</sup>	

L'identification de ces valeurs optimales est cruciale car elles permettent d'ajuster les paramètres du processus de forage de manière à obtenir les meilleurs résultats possibles en termes de vitesse et d'efficacité.

#### **4. Analyse des données en utilisant la méthode de régression multiple**

La méthode de régression a été appliquée pour modéliser le taux de pénétration (ROP), permettant ainsi de comprendre la relation entre le ROP et les autres paramètres de forage. Grâce à la régression, il est possible de déterminer la nature et la force de la relation entre le ROP et ces paramètres, ce qui facilite une meilleure compréhension du comportement du processus de forage.

##### **4.1. Modélisation**

Dans le cas présent les coefficients du modèle de régression ont été calculés directement à l'aide du logiciel Excel. L'équation (4.9) présente la forme finale du modèle de régression pour le taux de pénétration (ROP).

$$\begin{aligned} \text{ROP} = & -2.786960587 + 0.026960784 * \text{RPM} + 0.0123125 * \text{WOB} \\ & + 0.013896903 * \beta - 0.000920318 * \text{Rc} \end{aligned} \quad (4.9)$$

Les coefficients de régression dans le modèle permettent de quantifier l'impact de chaque variable indépendante sur la variable dépendante. Dans l'équation (4.9), nous pouvons interpréter que le taux de pénétration (ROP) augmente avec une augmentation de la vitesse de rotation (RPM), du poids sur l'outil (WOB) et de l'angle de coupe ( $\beta$ ). En revanche, le ROP diminue avec une augmentation de la dureté des roches (Rc). Ces informations fournissent une compréhension quantitative des effets de chaque variable sur le taux de pénétration, ce qui est essentiel pour une analyse précise du processus de forage.

##### **4.2. Validation du modèle**

Une fois que le modèle de régression est construit, il est crucial de procéder à une vérification de son adéquation statistique a posteriori. Cette vérification implique plusieurs étapes. Tout d'abord, il est nécessaire de vérifier la normalité des résidus, c'est-à-dire de s'assurer que les résidus du modèle (différence entre les valeurs prédites et observées) suivent une distribution normale.

**Amélioration des performances des processus de forage  
grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple**

---

Ensuite, il est primordial de vérifier l'adéquation des valeurs prédites par le modèle aux valeurs observées. Cela signifie que les valeurs prédites par le modèle doivent être étroitement alignées avec les valeurs réelles observées pour chaque observation. Cette adéquation peut être évaluée à l'aide du coefficient de corrélation, qui mesure la relation entre les données mesurées et les données prédites. Une forte corrélation entre les valeurs prédites et observées indique que le modèle est capable de reproduire fidèlement le comportement des données. Pour évaluer l'ajustement du modèle, une analyse de variance a été réalisée et les résultats obtenus sont présentés dans le tableau (4.8).

**Tableau 4.8 : Analyse de variance.**

	<i>Degré de liberté</i>	<i>Somme des carrés</i>	<i>Moyenne des carrés</i>	<i>F</i>	<i>Valeur critique de F</i>
Régression	4	9.747629718	2.436907429	19.66663125	5.21201E-07
Résidus	22	2.726036949	0.12391077		
Total	26	12.47366667			

Si la valeur calculée de F est supérieure à la valeur critique, on peut conclure que l'effet est statistiquement significatif [40]. Dans le cas présent, l'analyse statistique démontre que le modèle de régression est significatif.

Le tableau d'analyse de la variance (Tableau 4.8) indique que l'ajustement du modèle est adéquat, comme le confirme la différence entre la somme des carrés des résidus (représentant l'erreur d'ajustement) et la somme des carrés totaux attribués à la régression [32]. La somme des carrés des résidus est nettement inférieure à la somme des carrés total.

Le coefficient de détermination  $R^2$  est un indicateur statistique qui permet d'évaluer la qualité d'ajustement d'un modèle de régression. Il mesure la proportion de la variance de la variable dépendante (mesurée) qui est expliquée par le modèle de régression, c'est-à-dire la part de la variation de la variable dépendante qui est capturée par les variables indépendantes du modèle. Tableau (4.9) présente les coefficients de détermination du modèle.

**Amélioration des performances des processus de forage  
grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple**

**Tableau 4.9 : Statistiques de la régression.**

Coefficient de détermination multiple	0.884000365
Coefficient de détermination d'ajustement R <sup>2</sup>	0.781456646
Coefficient de détermination de prediction R <sup>2</sup>	0.741721491
Erreur-type	0.352009617
Observations	27

La valeur du coefficient de détermination R<sup>2</sup> (0.88) indique que l'ajustement du modèle est raisonnable et suffisant pour décrire le comportement de la réponse ROP.

### 4.3. Interprétation des résultats

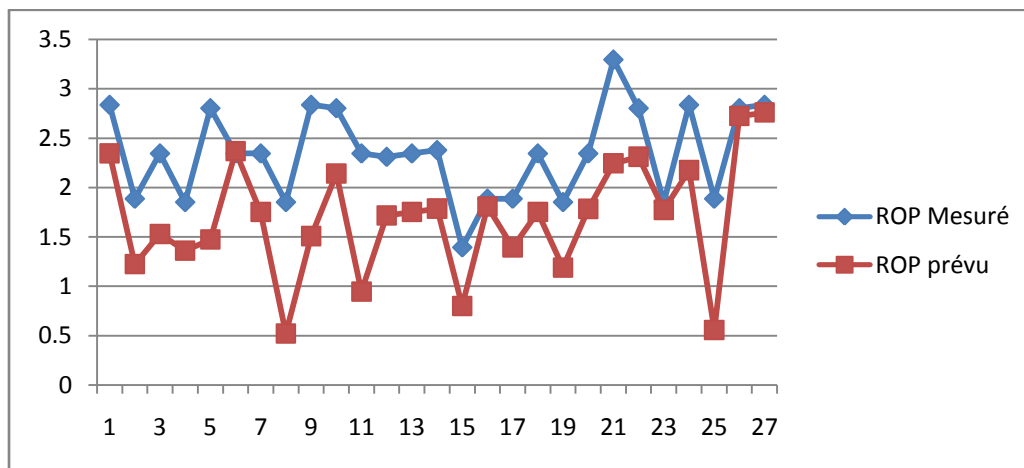
Pour évaluer plus précisément l'ajustement de ce modèle, on peut calculer le pourcentage d'erreur entre la valeur mesurée et la valeur prédite pour chacune des expériences réalisées. Ce pourcentage d'erreur peut être calculé à l'aide de la formule (4.10) :

$$\text{Pourcentage d'erreur} = \left| \frac{\text{valeur mesurée} - \text{valeur prdit}}{\text{valeur mesurée}} \right| * 100 \quad (4.10)$$

**Tableau 4.10 : Pourcentage d'erreur.**

Essais	ROP mesuré	ROP prédit	pourcentage d'erreur %	Essais	ROP mesuré	ROP prévus	pourcentage d'erreur %
1	2.82	2.344916911	<b>16.8469</b>	15	1.19	0.800348582	<b>32.7438</b>
2	1.01	1.223364067	<b>21.125</b>	16	1.43	1.807033993	<b>-26.366</b>
3	1.71	1.529112816	<b>10.5782</b>	17	1.96	1.394083577	<b>28.8733</b>
4	1.86	1.359916911	<b>0.07814</b>	18	1.51	1.751181915	<b>15.972</b>
5	1.67	1.473260738	<b>11.7808</b>	19	0.95	1.1891974	<b>25.179</b>
6	1.88	2.366602322	<b>25.883</b>	20	1.86	1.782932396	<b>4.14342</b>
7	1.51	1.751181915	<b>15.972</b>	21	2.91	2.243681915	<b>22.8975</b>
8	0.48	0.522427405	<b>8.839</b>	22	2.53	2.310750244	<b>8.666</b>
9	1.56	1.507427405	<b>3.37004</b>	23	1.6	1.772867327	<b>10.804</b>
10	1.69	2.140030734	<b>44.0566</b>	24	1.7	2.1741974	<b>67.2592</b>
11	0.49	0.94544289	<b>92.948</b>	25	0.81	0.556594071	<b>31.2847</b>
12	1.68	1.717015249	<b>2.2033</b>	26	3.14	2.72370066	<b>13.2579</b>
13	1.51	1.751181915	<b>15.972</b>	27	2.96	2.757867327	<b>6.82881</b>
14	1.72	1.785348582	<b>3.7993</b>				

Le tableau (4.10) révèle que sur les 27 expériences menées, 9 d'entre elles présentent des pourcentages d'erreur supérieurs à ceux considérés comme admissibles. Dans l'expérience 11, le pourcentage d'erreur atteint 92.9 %, ce qui indique un écart important entre les valeurs mesurées et les valeurs prédites par le modèle. Cette variation était prévisible, car il est rare que les réponses prédites par le modèle correspondent parfaitement à toutes les valeurs observées lors des expériences. Néanmoins, sur les 27 expériences, 18 ont présenté des résultats bien ajustés, avec des pourcentages d'erreur inférieurs à 20 %, comme l'ont noté Cetin et al. (2011). Ces pourcentages d'erreur se situent dans des limites acceptables, confirmant ainsi la qualité globale de l'ajustement du modèle. La figure (4.43) illustre la concordance entre les valeurs mesurées du taux de pénétration et les valeurs prédites par le modèle.



**Figure 4.43 : Cohérence entre ROP mesuré et ROP prédit.**

Les résultats obtenus révèlent une concordance raisonnable entre la courbe représentant la réponse mesurée et celle prédite. Cette cohérence entre les deux courbes démontre une adéquation acceptable dans les variations de valeurs. La comparaison entre la réponse mesurée et celle prédite par le modèle confirme un ajustement satisfaisant. Par conséquent, nous pouvons conclure que le modèle est fiable pour anticiper le comportement du taux de pénétration (ROP).

## **5. Comparaison des résultats de RSM et de la régression multiple**

Bien que la méthode de Réponse de Surface et la méthode de Régression Multiple aient des objectifs différents et des démarches d'application distincts, elles sont toutes deux des outils puissants pour analyser les relations entre les variables et prendre des décisions éclairées en

**Amélioration des performances des processus de forage  
grâce à l'application de la méthodologie RSM et de la régression multiple**

fonction des données expérimentales [7, 8,9, 12, 13, 14,15]. Le tableau (4.11) résume les points de distinction et d'interaction entre les deux méthodes.

**Table 4.11 : Comparaison entre RSM et Régression Multiple.**

Critères de comparaison	RSM	Régression multiple
Objectifs	Optimiser les réponses d'un processus en identifiant les conditions opérationnelles qui maximisent ou minimisent ces réponses.	établir une relation mathématique entre une variable dépendante et plusieurs variables indépendantes afin de prédire la valeur de la variable dépendante en fonction des valeurs des variables indépendantes.
formulation du modèle	utilise généralement des modèles mathématiques quadratiques ou d'ordre supérieur pour représenter la relation entre les variables d'entrée et la réponse.	La régression multiple utilise des modèles mathématiques du premier ordre
Nature des données	analyser les réponses d'un processus en fonction des niveaux de plusieurs facteurs expérimentaux.	modéliser la relation entre une variable dépendante et plusieurs variables indépendantes à partir de données expérimentales ou observationnelles.
Interprétation des résultats	Les résultats sont généralement interprétés en identifiant les conditions opérationnelles qui maximisent ou minimisent les réponses du processus.	Les résultats sont interprétés en analysant les coefficients de régression pour déterminer l'effet de chaque variable indépendante sur la variable dépendante.

Au cours de l'étude actuelle, ces deux méthodes ont été utilisées pour formuler le modèle de ROP et analyser son comportement face aux variations d'autres paramètres de forage. La comparaison peut être réalisée selon plusieurs critères, notamment la modélisation de ROP, ainsi que la précision et la fiabilité des résultats obtenus.

### **5.1. Modélisation de ROP**

Pour la méthode de régression multiple, la formulation de ROP a été réalisée à l'aide d'un modèle polynomial du premier degré. Ce modèle a permis d'estimer l'effet de chaque paramètre individuellement sur la réponse ROP. En revanche, la modélisation de ROP en utilisant la méthode de surface de réponse a été réalisée à l'aide de modèles mathématiques quadratiques. Ce modèle a été capable d'étudier l'effet de chaque paramètre, l'effet d'interaction de chaque paire de paramètres, ainsi que l'effet quadratique des paramètres. Les résultats obtenus dans le chapitre 5 montrent que l'effet des interactions et des termes quadratiques des paramètres a une contribution remarquable sur les variations de ROP. Par exemple, l'effet quadratique de la nature de la roche contribue à hauteur de 14.11 % sur l'évolution de ROP, tandis que l'effet d'interaction entre la vitesse de rotation RPM et l'angle de coupe  $\beta$  contribue à hauteur de 10.15 % sur le développement de ROP. On peut conclure que le modèle développé selon la méthode de réponse de surface permet de décrire le comportement de ROP avec une plus grande précision. De plus, cette méthode permet d'analyser plus en profondeur l'effet des différents paramètres sur la réponse ROP.

### **5.2. Précision et fiabilité des résultats**

L'évaluation de la qualité d'ajustement issue de l'analyse statistique des données révèle que le modèle développé selon la méthode de réponse de surface est mieux ajusté que celui de la méthode de régression multiple. Le tableau (4.12) présente les différents indices permettant de déterminer l'adaptation du modèle pour les deux méthodes [32].

**Tableau 4.12 : Indices d'adaptation des modèles.**

Indice	Régression multiple	RSM
$R^2$	0,88	0.96
Somme des carrés des résidus	2.726036949	0.47
Somme des carrés total	12.47366667	12.47

Le tableau (4.12) révèle que la somme des carrés des résidus par rapport à la somme des carrés d'erreur totale associée à l'application de RSM est inférieure à celle de la régression multiple. Cela indique une corrélation plus élevée entre le modèle prédit et le modèle réel lorsqu'il est réalisé par la méthode de réponse de surface.

La valeur du coefficient de détermination du modèle de régression multiple (0.88) indique que 88 % de la variation de ROP est expliquée par les paramètres inclus dans le modèle, laissant 12 % de l'influence à d'autres facteurs ou variables non incluses dans le modèle. En revanche, pour le coefficient de RSM (0.96), cela signifie que les paramètres du modèle expliquent 96 % des variations de ROP, avec seulement 4 % de l'effet attribué à d'autres paramètres non inclus dans le modèle.

Les résultats obtenus confirment que le modèle de RSM présente un ajustement très satisfaisant. En conséquence, il est plus fiable et efficace pour anticiper le comportement du taux de pénétration (ROP).

## **6. Conclusion**

L'analyse de cette section met en évidence l'importante influence des paramètres mécaniques de forage sur le taux d'avancement. Pour améliorer la performance de forage, il est recommandé d'augmenter à la fois le poids et la vitesse de rotation, tout en prenant en compte les recommandations relatives à l'angle de coupe de l'outil. Il est observé que le taux de pénétration est plus élevé pour les roches les plus tendres. Afin de parvenir à une performance optimale de forage, il est essentiel de déterminer les valeurs optimales des paramètres mécaniques de forage.

La compréhension des effets et des relations entre les différents paramètres de forage permet de développer des concepts théoriques et pratiques qui favorisent une meilleure maîtrise de l'opération de forage. En intégrant ces connaissances, il devient possible d'optimiser les réglages et les techniques de forage pour maximiser l'efficacité et la productivité tout en minimisant les coûts et les risques associés.

## **Chapitre 5**

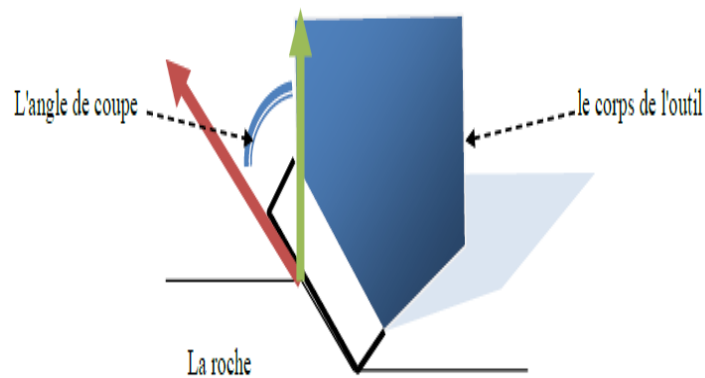
# **Optimisation des réponses face aux variations de l'angle de coupe**

## 1. Introduction

L'optimisation des performances du processus de forage dépend de l'ajustement des divers paramètres de forage. L'évaluation de l'efficacité du forage repose notamment sur le taux de pénétration (ROP), un indicateur clé de performance. Dans cette étude on utilise la méthode de réponse de surface (RSM) pour examiner l'impact de l'angle de coupe de l'outil sur le comportement du taux de pénétration face aux fluctuations du poids et de la vitesse de rotation.

## 2. Planification des tests selon la méthode des surfaces de réponse

Les expériences ont été menées sur deux paramètres mécaniques de forage, à savoir le poids (WOB) et la vitesse de rotation (RPM), pour trois niveaux différents d'angle de coupe ( $3^\circ$ ,  $8^\circ$  et  $45^\circ$ ). L'angle de coupe est défini comme l'angle formé par la face de coupe et l'axe vertical de l'outil, comme illustré dans la figure (5.1) :



**Figure 5.1** Représentation de l'angle de coupe.

Les valeurs attribuées à chaque paramètre d'étude sont présentées dans le tableau (5.1) :

**Tableau 5.1** : Valeurs choisies des facteurs.

Facteurs	Unité	Symbole	Valeurs		
Poids sur l'outil	<i>kgf</i>	WOB	80	120	160
Vitesse de rotation	<i>tr/min</i>	RPM	118	135	152

L'expérimentation s'est déroulée sur des échantillons de roches calcaires présentant une résistance à la compression de  $640 \text{ Kg/cm}^2$ . Les résultats obtenus pour le taux de pénétration (ROP) de chaque essai, pour les trois niveaux d'angle de coupe, sont répertoriés dans les tableaux (5.2), (5.3) et (5.4).

**Tableau 5.2 :** Résultats des tests pour un angle de coupe de 45°.

<b>Essais</b>	<b>A : WOB</b>	<b>B : RPM</b>	<b>ROP<sub>1</sub></b>
	Kgf	tr/min	mm/min
1	160	152	3.48
2	120	135	1.88
3	120	118	1.46
4	80	152	2.02
5	160	118	1.34
6	120	135	1.88
7	160	135	3.01
8	80	135	1.51
9	80	152	2.02
10	160	118	1.34
11	80	135	1.51
12	160	118	1.34
13	80	118	0.96
14	120	135	1.88
15	160	152	3.48
16	120	135	1.88

**Tableau 5.3** Résultats des tests pour un angle de coupe de 8°

<b>Essais</b>	<b>A : WOB</b>	<b>B : RPM</b>	<b>ROP<sub>2</sub></b>
	Kgf	tr/min	mm/min
1	120	135	2.17
2	160	118	2.43
3	160	135	2.82
4	160	135	2.82
5	120	152	2.53
6	120	135	2.17
7	80	135	1.86
8	80	152	1.92
9	120	135	2.17
10	120	152	2.53
11	160	152	3.18
12	80	118	1.32
13	80	118	1.32
14	120	118	1.96
15	120	135	2.17
16	80	118	1.32

**Tableau 5.4 : Résultats des tests pour un angle de coupe de 3°**

<b>Essais</b>	<b>A : WOB</b>	<b>B :RPM</b>	<b>ROP<sub>3</sub></b>
	Kgf	rpm	mm/min
1	120	135	1.86
2	120	152	2.01
3	80	118	0.71
4	120	152	2.01
5	120	135	1.86
6	160	135	2.02
7	120	135	1.86
8	80	152	1.48
9	120	135	1.86
10	80	135	0.98
11	160	118	1.8
12	160	152	2.21
13	120	118	1.6
14	80	118	0.71
15	160	135	2.02
16	80	118	0.71

### **3. Résultats et discussion**

#### **3.1 Traitement des données**

Les données recueillies ont été soumises à une analyse de variance (ANOVA) pour évaluer les différences significatives entre les différents paramètres étudiés. Les résultats de cette analyse statistique sont présentés de manière détaillée dans les tableaux (5.5), (5.6) et (5.7). Un niveau de signification de  $\alpha = 5\%$  a été utilisé, ce qui signifie que toute différence observée avec une probabilité inférieure à 5% est considérée comme statistiquement significative. De plus, un niveau de confiance de 95% est appliqué, ce qui indique que les conclusions tirées à partir de ces analyses sont fiables à 95% dans les limites de l'échantillon et de la méthodologie utilisée.

**Tableau 5.5 : Analyse de variance pour l'angle de coupe 45°.**

<b>Source</b>	<b>Somme des carrés</b>	<b>DL</b>	<b>Moyenne carrée</b>	<b>Valeur -p</b>
<b>Modèle</b>	8.17	5	1.63	0.0001
<b>A-WOB</b>	2.58	1	2.58	0.0001
<b>B-RPM</b>	4.58	1	4.58	0.0001
<b>AB</b>	0.5845	1	0.5845	0.0031
<b>A<sup>2</sup></b>	0.0252	1	0.0252	0.4393
<b>B<sup>2</sup></b>	0.0182	1	0.0182	0.5092
<b>résiduel</b>	0.3889	10	0.0389	
<b>Total</b>	8.56	15		

**Tableau 5.6 :** Analyse de variance pour l'angle de coupe 8°.

Source	Somme des carrés	DL	Moyenne carrée	Valeur-p
<b>Modèle</b>	4.51	5	0.9015	< 0.0001
<b>A-WOB</b>	2.48	1	2.48	< 0.0001
<b>B-RPM</b>	0.8667	1	0.8667	< 0.0001
<b>AB</b>	0.0021	1	0.0021	0.5501
<b>A<sup>2</sup></b>	0.0102	1	0.0102	0.2009
<b>B<sup>2</sup></b>	0.0029	1	0.0029	0.4846
<b>Résiduel</b>	0.0545	10	0.0055	
<b>Total</b>	4.56	15		

**Tableau 5.7 :** Analyse de variance pour l'angle de coupe 3°.

Source	Somme des carrés	DL	Moyenne carrée	Valur-p
<b>Modèle</b>	4.12	5	0.8232	0.0001
<b>A-WOB</b>	1.76	1	1.76	0.0001
<b>B-RPM</b>	0.5005	1	0.5005	0.0001
<b>AB</b>	0.0396	1	0.0396	0.0045
<b>A<sup>2</sup></b>	0.2955	1	0.2955	0.0001
<b>B<sup>2</sup></b>	0.0011	1	0.0011	0.5606
<b>Résiduel</b>	0.0298	10	0.0030	
<b>Total</b>	4.15	15		

Les tableaux d'analyse de variance indiquent que les valeurs P des trois modèles sont inférieures à 0,05, ce qui indique que les modèles pour les trois cas sont significatifs. En ce qui concerne l'évaluation de l'influence des différents facteurs sur le comportement de la réponse, les tableaux (5.5), (5.6) et (5.7) révèlent que certains termes sont significatifs pour chaque cas d'angle de coupe.

Pour le cas de l'angle de coupe de 45°, les termes significatifs du modèle comprennent A (WOB), B (RPM), AB (interaction entre WOB et RPM), ainsi que A<sup>2</sup> (effet quadratique de WOB). Pour le deuxième cas, correspondant à un angle de coupe de 8°, les termes significatifs sont A (WOB) et B (RPM). Enfin, pour le cas de l'angle de coupe de 3°, les termes significatifs du modèle incluent A (WOB), B (RPM) et AB (interaction entre WOB et RPM).

L'analyse statistique des trois modèles ROP indique principalement un bon ajustement des modèles utilisés. Cela est démontré par le fait que la somme des carrés résiduels est très faible par rapport à la somme des carrés de la régression [40]. Plus précisément, pour ROP<sub>1</sub>, la somme des carrés résiduels est de 0,0298 par rapport à la somme des carrés de la régression de 4,15. Pour ROP<sub>2</sub>, ces valeurs sont respectivement de 0,0545 et 4,56. Enfin, pour ROP<sub>3</sub>, les valeurs

correspondantes sont de 0,3889 et 8,56. Ce faible écart suggère que les modèles sont bien ajustés aux données observées. Ceci est corroboré par les valeurs des coefficients de détermination du modèle choisi,  $R^2$ . Dans notre cas, les valeurs sont respectivement de 0,9545 pour l'angle de coupe de 45°, 0,9880 pour l'angle de coupe de 8° et 0,9928 pour l'angle de coupe de 3°. Ces valeurs élevées de  $R^2$  indiquent que les modèles sont bien adaptés aux données observées. Il est crucial de considérer ce coefficient pour évaluer correctement l'ajustement du modèle, car il mesure le degré de relation linéaire entre les valeurs prédites par le modèle théorique et les valeurs observées (mesurées).

### 3.2 Modèles mathématiques

Les équations (5.1), (5.2) et (5.3) représentent les modèles mathématiques finaux qui ont été dérivés à partir des données expérimentales en utilisant le logiciel Design-expert 11.

$$ROP_1 = -3.00137 - 0.0594316 * WOB + 0.0700885 * RPM + 0.000422634 * WOB * RPM + 6.28996e-05 * WOB^2 - 0.00028071 * RPM^2 \quad (5.1)$$

$$ROP_2 = -2.97919 + 0.00192586 * WOB + 0.0429086 * RPM + 3.01291e-05 * WOB * RPM + 3.39024e-05 * WOB^2 - 9.95021e-05 * RPM^2 \quad (5.2)$$

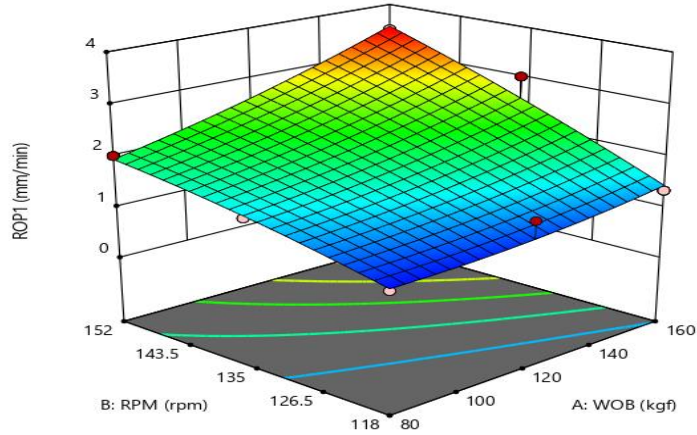
$$ROP_3 = -7.47106 + 0.0733665 * WOB + 0.0471668 * RPM - 0.000131277 * WOB * RPM - 0.000182271 * WOB^2 + -6.10178e-05 * RPM^2 \quad (5.3)$$

Ces modèles capturent la relation entre les paramètres de forage (le poids et la vitesse de rotation) et les réponses observées (taux de pénétration) pour chacun des cas. Ils fournissent ainsi une représentation mathématique précise et fonctionnelle de la manière dont ces variables influent sur les performances du processus de forage, ce qui permet une meilleure compréhension et optimisation du système.

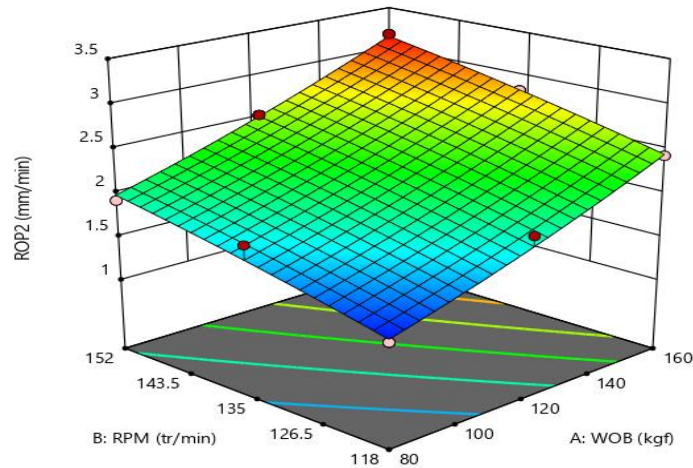
## 4. Influences de l'angle de coupe sur la réponse

L'interprétation des courbes de surface de réponse offre une perspective permettant de comprendre l'évolution du taux de pénétration en fonction des variations du poids WOB et de la

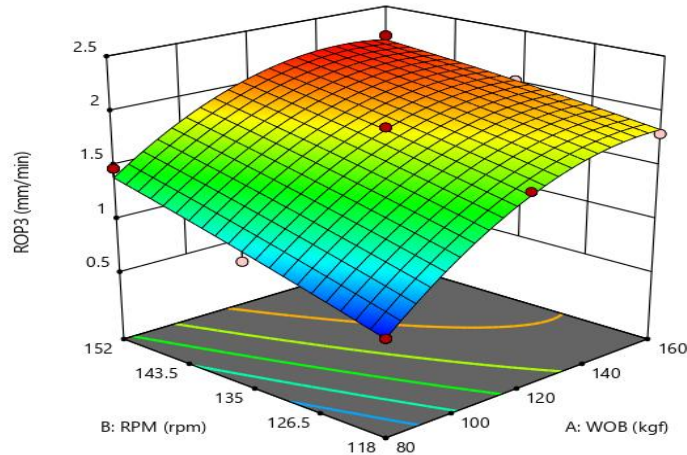
vitesse de rotation RPM. Les figures (5.2), (5.3) et (5.4) illustrent l'effet de l'interaction des deux facteurs étudiés sur le taux de pénétration pour les trois niveaux d'angle de coupe  $45^\circ$ ,  $8^\circ$  et  $3^\circ$  respectivement.



**Figure 5.2 :** Variation de ROP en fonction de WOB et RPM pour un angle de coupe  $45^\circ$ .



**Figure 5.3 :** Variation de ROP en fonction de WOB et RPM pour un angle de coupe  $8^\circ$ .



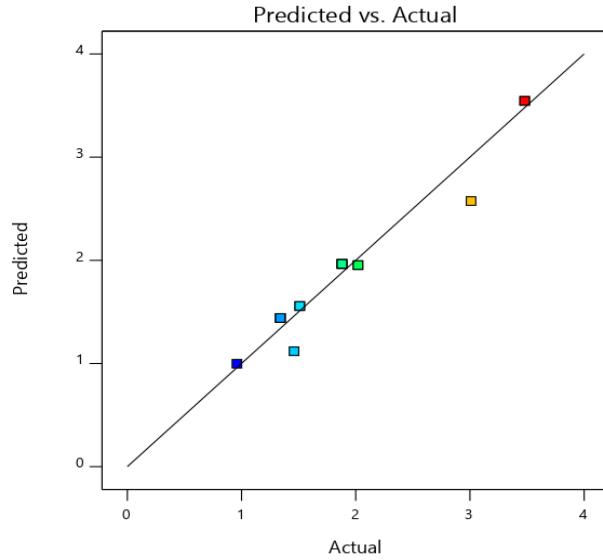
**Figure 5.4 :** Variation de ROP en fonction de WOB et RPM pour un angle de coupe 3°.

Les graphiques montrent clairement une tendance où le taux de pénétration (ROP) augmente à mesure que les valeurs des deux facteurs étudiés, le poids (WOB) et la vitesse de rotation (RPM), augmentent. Cependant, cette relation varie selon l'angle de coupe. Pour l'angle de coupe de 45°, on observe généralement des valeurs de ROP plus élevées par rapport aux autres angles de coupe (8° et 3°). En revanche, les valeurs de ROP pour l'angle de coupe de 3° sont inférieures aux autres. Cette observation suggère que l'angle de coupe a une influence significative sur le taux de pénétration, et que dans ce cas précis, une augmentation de l'angle de coupe est associée à une augmentation du taux de pénétration. Ainsi, pour améliorer le taux de pénétration, il est recommandé d'augmenter l'angle de coupe, tout en tenant compte des autres paramètres du processus de forage.

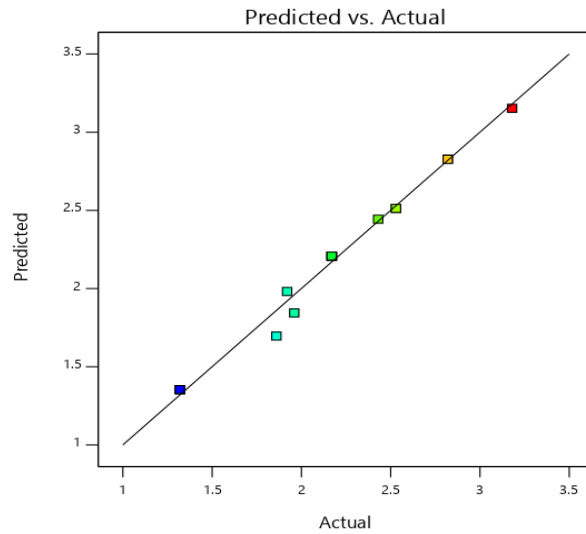
### 5. Interprétation des résultats

Les figures (5.5), (5.6) et (5.7) fournissent une analyse visuelle de la cohérence entre les données expérimentales réelles et les valeurs prédites par le modèle. Pour chaque figure, la ligne droite représente les valeurs de taux de pénétration prédites par le modèle mathématique. Ces valeurs sont calculées en fonction des paramètres du modèle pour chaque essai. En revanche, le nuage de points représente les valeurs de taux de pénétration réellement observées lors des essais expérimentaux. Ainsi, en examinant la dispersion des points par rapport à la ligne droite, on peut évaluer à quel point les valeurs prédites par le modèle correspondent aux valeurs réelles mesurées lors des expériences. Une corrélation étroite entre les données prédites et les données

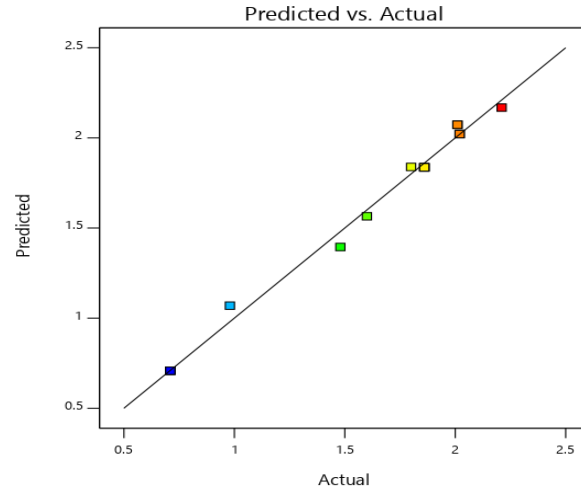
observées indiquerait une bonne précision et fiabilité du modèle dans la prédiction du taux de pénétration.



**Figure 5.5** Taux de pénétration prévue en fonction du taux de pénétration expérimental (Angle de coupe 45°).



**Figure 5.6** Taux de pénétration prévue en fonction du taux de pénétration expérimental (Angle de coupe 8°).



**Figure 5.7** Taux de pénétration prévue en fonction du taux de pénétration expérimental (Angle de coupe 3°).

Les graphiques illustrent une remarquable similarité entre le nuage de points, qui représente les données mesurées lors des essais, et la ligne droite, qui représente les valeurs prédites par le modèle. Cette proximité entre les deux courbes indique une cohérence remarquable dans l'évolution des valeurs mesurées et prédites, suggérant ainsi une forte corrélation entre les deux. La comparaison entre la réponse réellement observée et celle prédite par le modèle confirme la qualité exceptionnelle de l'ajustement du modèle aux données expérimentales. En d'autres termes, les valeurs prédites par le modèle correspondent étroitement aux valeurs mesurées, ce qui démontre l'efficacité et la fiabilité des modèles dans la prédiction du comportement du taux de pénétration dans ces conditions expérimentales spécifiques.

## 6. Optimisation des réponses

Une fois qu'un ajustement de haute qualité a été réalisé, la phase finale de l'étude consiste à déterminer les conditions optimales pour résoudre le problème spécifique étudié. Cela signifie trouver les valeurs idéales des facteurs d'entrée, tels que le poids (WOB) et la vitesse de rotation (RPM), qui maximiseront la performance du processus de forage, comme mesuré par les réponses  $ROP_1$ ,  $ROP_3$  et  $ROP_3$ . Les tableaux (5.8), (5.9) et (5.10) fournissent ces valeurs optimales pour chaque facteur d'entrée et chaque réponse, permettant ainsi de guider les décisions opérationnelles et d'optimiser les performances du processus de forage.

**Tableau 5.8 :** Valeurs optimales pour angle de coupe 45°.

<b>WOB</b>	<b>RPM</b>	<b>ROP<sub>1</sub></b>
149.273	148.570	3.119

**Tableau 5.9 :** Valeurs optimales pour angle de coupe 8°.

<b>WOB</b>	<b>RPM</b>	<b>ROP<sub>2</sub></b>
141.233	150.574	2.815

**Tableau 5.10 :** Valeurs optimales pour angle de coupe 3°.

<b>WOB</b>	<b>RPM</b>	<b>ROP<sub>3</sub></b>
117.821	149.431	2.017

## 7. Conclusion

L'analyse des données met en lumière l'impact significatif des différents paramètres sur le taux de pénétration.

Lorsqu'on examine les surfaces de réponse, on constate que des angles de coupe plus élevés sont associés à des valeurs de taux de pénétration plus importantes. Cette corrélation suggère que l'angle de coupe joue un rôle crucial dans la performance du forage. Ainsi, pour maximiser le taux de pénétration (ROP) et améliorer l'efficacité du processus, il est recommandé d'augmenter l'angle de coupe.

Grâce à l'utilisation de la Méthode de Surface de Réponse (RSM), des valeurs optimales sont déterminées pour les différents paramètres, permettant ainsi une planification plus précise et une exécution plus efficace des opérations de forage. Les résultats obtenus à partir de cette approche expérimentale confirment la validité et la fiabilité des modèles sélectionnés. Ces modèles sont donc considérés comme des outils précieux pour prédire avec précision le taux de pénétration (ROP) dans des conditions de forage similaires. En conclusion, cette méthodologie fournit des informations cruciales pour améliorer les performances du processus de forage et optimiser les résultats obtenus sur le terrain.

# **Conclusion**

## **Conclusion**

Le travail de recherche actuel se concentre principalement sur l'optimisation du taux de pénétration en réponse aux variations de différents paramètres opérationnels, tels que le poids sur le trépan, la vitesse de rotation du trépan, le type de roche et l'angle de coupe lors du forage. Pour cela, la méthodologie de surface de réponse (RSM) a été utilisée afin d'optimiser le taux de pénétration de l'outil de forage. Des modèles mathématiques ont été développés pour expliquer le comportement du système de forage, basé sur une analyse statistique des données expérimentales. Les résultats indiquent que le modèle développé est fiable et en accord avec les observations expérimentales, cela indique que le modèle sélectionné est bien ajusté, ce qui le rend très efficace pour prédire la réponse attendue.

En utilisant la méthodologie de la surface de réponse (RSM), nous observons que les différents paramètres ont un effet significatif sur le taux de pénétration du forage. Il est particulièrement remarquable que la vitesse de rotation RPM et le poids WOB ont une influence majeure sur le développement du taux de pénétration (ROP), dépassant ainsi l'effet d'autres facteurs. Cela suggère que ces deux paramètres jouent un rôle crucial dans la détermination de la performance du forage en termes de vitesse de pénétration. Ce résultat signifie que pour améliorer le taux de pénétration, deux facteurs clés doivent être ajustés : la vitesse de rotation et le poids appliqué. L'augmentation de poids appliqué sur le trépan, souvent mesuré par la pression exercée sur l'outil, peut améliorer la force de pénétration, facilitant ainsi la progression dans la formation rocheuse. En combinant une vitesse de rotation plus élevée avec un poids appliqué plus important, on peut maximiser l'efficacité du processus de forage et obtenir un taux de pénétration plus élevé.

En évaluant l'impact des différents paramètres sur les variations du taux de pénétration (ROP), il est pertinent de souligner que le paramètre de Rc présente une influence significative. Sa contribution s'élève à 14,94%, ce qui démontre son importance dans la détermination du taux de pénétration.

L'application de la méthodologie de Surface de Réponse (RSM) permet de déterminer les valeurs optimales des différents paramètres afin d'améliorer la performance globale de l'opération de forage. Cette optimisation se traduit par une réduction significative des temps globaux du processus de forage. En conséquence, l'utilisation de la RSM permet d'obtenir des opérations de forage plus rentables et plus fiables.

La méthode de réponse de surface (RSM) a été utilisée pour étudier l'effet de l'angle de coupe de l'outil sur le taux de pénétration, en tenant compte des variations du poids et de la vitesse de rotation. Les résultats ont démontré que des angles de coupe plus élevés étaient associés à des valeurs de taux de pénétration plus importantes. Cette corrélation suggère que l'angle de coupe est un paramètre crucial pour la performance du forage. Par conséquent, pour optimiser le taux de pénétration (ROP) et améliorer l'efficacité du processus, il est recommandé d'augmenter l'angle de coupe.

La méthode de régression a été utilisée pour modéliser le taux de pénétration (ROP) et comprendre la relation entre le ROP et les autres paramètres de forage. Cependant, les résultats obtenus par cette méthode n'ont pas été aussi probants en termes d'analyse et de prédiction du comportement du taux de pénétration, comparés à ceux de la méthode de surface de réponse (RSM). En effet, la RSM a produit des résultats plus prometteurs quant à la pertinence du modèle pour analyser et prédire le comportement du taux de pénétration.

L'étude représente une contribution originale à la compréhension du processus de forage et à l'optimisation du taux de pénétration (ROP). Il convient de souligner que l'étude a été réalisée sur des roches de nature calcaire et marbrière, et que la modification du type de roche peut entraîner des résultats différents.

Par ailleurs, l'intégration de facteurs supplémentaires, comme les paramètres hydrauliques du processus de forage, tels que le débit de boue, pourrait considérablement améliorer l'analyse globale du comportement du ROP. Cette perspective ouvre des pistes de recherche futures pour affiner et enrichir notre compréhension des processus de forage.

Cette étude serait d'une valeur importante si la mesure du couple (torque) était incluse comme un facteur d'analyse supplémentaire dans l'étude du taux de pénétration lors du forage. En ajoutant cette considération, l'analyse du comportement du taux de pénétration serait plus complète et précise, permettant ainsi une compréhension plus approfondie de la dynamique du forage.

# **Bibliographie**

## Références bibliographiques

- 1- Carlos M. C. J, Paulo J. F. F, Sílvia M. N , Mauro R, Diego G. R, Mariana D. C. L, Optimization Models and Prediction of Drilling Rate (ROP) for the Brazilian Pre-Salt Layer, CHEMICAL ENGINEERING TRANSACTIONS, VOL. 33, 2013.
- 2- Moham R. Y, Ahmed. H, Farouk S. B, New model for standpipe pressure prediction while drilling using Group Method of Data Handling, Petroleum · April 2021.
- 3- Speer. J.W, A Method for Determining Optimum Drilling Techniques, Drill And Prod. Prac, API 1958, pp 25.
- 4- Bourgoyne .A.T. J, Young .F.S, A Multiple Regression Approach to Optimal Drilling and Abnormal Pressure Detection, SPE 4238, August 1974.
- 5- Galle .E.M, Woods .A.B, Best Constant Weight and Rotary Speed for Rotary Rock Bits, Drill. And Prod. Prac, API 1963, pp 48-73.
- 6- Reed R.L, A Monte Carlo Approach to Optimal Drilling, SPE 3513, SPE Annual Fall Meeting, New Orleans, October 1971.
- 7- Tuna. E, Real-time-optimization of drilling parameters during drilling operations (Thesis), Middle East Technical University 2010.
- 8- S. Irawan, A. Rahman, S. Tunio, Optimization of weight on bit during drilling operation based on rate of penetration model, Res. J. Appl. Sci., Eng. Technol. 4(12) (2012) 1690-1695.
- 9- Mostafa .I, Taher E. F, Mohamed S. F, Mohamed .M, Implementation Drilling with Casing ROP Optimization with Multi Regression Mathematical Model in KHALDA co. Fields in the Western Desert, Egypt, Petroleum and Coal 2023.
- 10- Dimas. T M, B. T. H. Marbun, ROP Modeling for Volcanic Geothermal Drilling Optimization, Proceedings World Geothermal Congress 2015 Melbourne, Australia, 19-25 April 2015.
- 11- Douglas.C. M, Raymond. H.M, Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments, John Wiley, New York, 2002.
- 12- Alakbari, F. S, Mohyaldinn, M. E, Ayoub, M. A, Muhsan. A. S, Hassan. A, Apparent and plastic viscosities prediction of water-based drilling fluid using response surface methodology. Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects, 616, 126278, 2021.

- 13- Kyratsis. P, Markopoulos. A. P, Efkolidis, N, Maliagkas, V, Kakoulis. K, Prediction of thrust force and cutting torque in drilling based on the response surface methodology. *Machines*, 6(2), 24, 2018.
- 14- Wilson. F.E, Joshua O. I, King-akanimo .B.N, Precious O.O, Adewale .G.A, Analysis of Factor Effects and Interactions in a Conventional Drilling Operation by Response Surface Methodology and Historical Data Design, *Pet Coal* (2020); 62(4): 1356-1368.
- 15- Saurabh .T , Umakant .D. D, Susham.B, Intelligent Drilling of Oil and Gas Wells Using Response Surface Methodology and Artificial Bee Colony, *Sustainability* 2021, 13, 1664.
- 16- Muhammad. A, Shanshan. T, Majid.T.R , Khaled .G, Ana. V, Optimization and Modeling of Process Parameters in Multi-Hole Simultaneous Drilling Using Taguchi Method and Fuzzy Logic Approach, *Materials* 2020.
- 17- Falode. O. A, Agbarakwe.C. J, Optimisation of Drilling Parameters for Directional and Horizontal Wells Using Genetic Algorithm, *Journal of Scientific Research & Reports* 11(3): 1-10, 2016; Article no.JSRR.27061
- 18- Ammar M. Alali, Mahmoud F. A, Beshir M. A, Hybrid Data Driven Drilling and Rate of Penetration Optimization, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, S0920-4105(20)31130-X, 2020.
- 19- Chao. W, Wenbo .C , Zhe. W, Jun. L, Gonghui. L, Stick–Slip Characteristics of Drill Strings and the Related Drilling Parameters Optimization, *Processes* 2023, 11, 2783.
- 20- Ibrahim. S, Abdelmadjid. D, Oussama, H, Prediction and analysis of penetration rate in drilling operation using deterministic and metaheuristic optimization methods, *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology* 2021.
- 21- Khochemane. L, Optimisation des paramètres des machines de forage à mollettes dans les conditions de la carrière de OUENZA, université de Badji Mokhtar-Annaba 2007.
- 22- bernhard. J.P, Cours de forage tome I édition -historique et principe du forage- standard. A.P.I, 1955.
- 23- BELAID. A, modélisation tridimensionnelle du comportement mécanique de la garniture de forage dans les puits à trajectoires complexes : application à la prédiction des frottements garniture-puits, Ecole des Mines de Paris, 2005.
- 24- Jean Paul Nguyen, techniques d’exploitation pétrolière- le forage, Institut français de pétrole, 1993.

- 25- Union pétrolière, Pétrole: origine, production et traitement, Zurich, 1e édition 2003.
- 26- Farag. A, commande non linéaire dans les systèmes de forage pétrolier : contribution à la suppression du phénomène de STICK – SLIP, Université PARIS XI ORSAY, 2006.
- 27- Cherifi M, étude et maintenance de treuil de forage OIL WELL 840E, université hassiba ben boualli de chlef 2004.
- 28- RAJOSOA. N, Conception et réalisation d'une base de données de sondage et de forage applicable en géologie minière, pétrolière, en hydrogéologie et en génie civil à madagascar, université d'Antananarivo ,2005.
- 29- A. Choquin, Cours de forage 'Paramètres et Contrôle de Forage', Editions Technip Paris et Institut Français du Pétrole 1992.
- 30- NGUYEN, J.P., Le forage, Editions TECHNIP, 1993.
- 31- Gilles. P, Rôle du processus de forabilité des roches dans les vibrations de torsion des systèmes de forage pétrolier, l'École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2010.
- 32- Walter.T, Plans d'expérience: constructions et analyses statistiques, Mathématiques et Applications ,2010.
- 33- Frederic Gillon, Modélisation et optimisation par plans d'expériences d'un moteur a commutations électroniques, l'université des sciences et technologies de Lille- France, 1997.
- 34- GOUPY. J, Introduction aux Plans d'expériences, Dunod. Paris, 2001.
- 35- BOX George.E. P, HUNTER W. G, HUNTER J. Stuart ,Statistics for Experimenters, deuxième édition. John Wiley and Sons. New-York. 633 pages. (2005).
- 36- BOX G.E.P. and BEHNKEN D. W, Some new three level designs for the study of quantitative variables. Technometrics, vol. 2, 455 - 475, 1960.
- 37- ROQUEMORE K. G. Hybrid Designs for Quadratic Response Surfaces. Technometrics, vol. 18, n°4, 419-423, 1976.
- 38- RECHTSCHAFFNER R. L, Saturated Fractions of  $2^n$  and  $3^n$  Factorial Designs, Technometrics, vol. 9. 569-575, 1967.

- 39- GOUPY.J, Plans d'expériences non conventionnels. Théorie et applications (ou comment sauver un plan raté) , *Analisis*. 23 152-158, 1995.
- 40- Montgomery. D. C, *Response surface methods and other approaches to optimization. Design and analysis of experiments*. New York: John Wiley & Sons 2001.
- 41- C. Chouquet, *Modèles lineaires*, Université Paul Sabatier – Toulouse, 2010.

# ANNEXE

## ANNEXE

**Estimation du coefficient de ROP en termes de facteurs codés face aux variations****de WOB et RPM**

L'estimation du coefficient représente le changement attendu de la réponse par changement unitaire de la valeur du facteur lorsque tous les facteurs restants restent constants. L'ordonnée à l'origine dans un plan orthogonal est la réponse moyenne globale de toutes les exécutions. Les coefficients sont des ajustements autour de cette moyenne en fonction des paramètres des facteurs. Lorsque les facteurs sont orthogonaux, les VIF sont 1 ; Les VIF supérieurs à 1 indiquent une multicolinéarité, plus le VIF est élevé, plus la corrélation des facteurs est sévère. En règle générale, des VIF inférieurs à 10 sont tolérables

**Pour angle de coupe  $\beta = 3^\circ$** 

Factor	Coefficient Estimate	df	Standard Error	95% CI Low	95% CI High	VIF
Intercept	1.84	1	0.0242	1.78	1.89	
A-WOB	0.4760	1	0.0196	0.4323	0.5196	1.15
B-RPM	0.2540	1	0.0196	0.2103	0.2976	1.15
AB	-0.0893	1	0.0245	-0.1438	-0.0347	1.16
A <sup>2</sup>	-0.2916	1	0.0293	-0.3569	-0.2264	1.13
B <sup>2</sup>	-0.0176	1	0.0293	-0.0829	0.0476	1.13

Equation en termes codes

$$ROP_3 = 1.83699 + 0.475959 * A + 0.253959 * B + -0.0892683 * AB + -0.291634 * A^2 + -0.0176341 * B^2$$

**Pour angle de coupe  $\beta = 8^\circ$** 

Factor	Coefficient Estimate	df	Standard Error	95% CI Low	95% CI High	VIF
Intercept	2.21	1	0.0328	2.13	2.28	
A-WOB	0.5652	1	0.0265	0.5061	0.6243	1.15
B-RPM	0.3342	1	0.0265	0.2751	0.3933	1.15
AB	0.0205	1	0.0331	-0.0533	0.0943	1.16
A <sup>2</sup>	0.0542	1	0.0396	-0.0340	0.1425	1.13
B <sup>2</sup>	-0.0288	1	0.0396	-0.1170	0.0595	1.13

Équation en termes codés

$$ROP_2 = -2.97919 + 0.00192586 * WOB + 0.0429086 * RPM + 3.01291e-05 * WOB * RPM + 3.39024e-05 * WOB^2 + -9.95021e-05 * RPM^2$$

Pour angle de coupe  $\beta = 45^\circ$

Factor	Coefficient Estimate	df	Standard Error	95% CI Low	95% CI High	VIF
Intercept	1.97	1	0.0921	1.76	2.17	
A-WOB	0.5088	1	0.0625	0.3696	0.6480	1.10
B-RPM	0.7652	1	0.0705	0.6082	0.9222	1.14
AB	0.2874	1	0.0741	0.1222	0.4526	1.10
A <sup>2</sup>	0.1006	1	0.1250	-0.1778	0.3791	1.38
B <sup>2</sup>	-0.0811	1	0.1185	-0.3452	0.1829	1.42

Équation en termes codés

$$ROP_1 = -3.00137 + -0.0594316 * WOB + 0.0700885 * RPM + 0.000422634 * WOB * RPM + 6.28996e-05 * WOB^2 + -0.00028071 * RPM^2$$

Statistiques d'ajustement

Pour angle de coupe  $\beta = 3^\circ$

<b>R<sup>2</sup></b>	0.9928
<b>Adjusted R<sup>2</sup></b>	0.9892
<b>Predicted R<sup>2</sup></b>	0.9514
<b>Adeq Precision</b>	43.6593

Le R<sup>2</sup> prédit de 0,9514 est en accord raisonnable avec le R<sup>2</sup> ajusté de 0,9892 ; c'est-à-dire que la différence est inférieure à 0,2.

Adeq Precision mesure le rapport signal sur bruit. Un rapport supérieur à 4 est souhaitable. Votre ratio de 43,659 indique un signal adéquat.

Pour angle de coupe  $\beta = 8^\circ$

<b>R<sup>2</sup></b>	0.9880
<b>Adjusted R<sup>2</sup></b>	0.9821
<b>Predicted R<sup>2</sup></b>	0.9551
<b>Adeq Precision</b>	39.7764

Le  $R^2$  prédit de 0.9551 est en accord raisonnable avec le  $R^2$  ajusté de 0.9821; c'est-à-dire que la différence est inférieure à 0,2.

Adeq Precision mesure le rapport signal sur bruit. Un rapport supérieur à 4 est souhaitable. Votre ratio de 39.7764 indique un signal adéquat.

#### Pour angle de coupe $\beta = 45^\circ$

<b>R<sup>2</sup></b>	0.9545
<b>Adjusted R<sup>2</sup></b>	0.9318
<b>Predicted R<sup>2</sup></b>	0.8600
<b>Adeq Precision</b>	21.0994

Le  $R^2$  prédit de 0.8600 est en accord raisonnable avec le  $R^2$  ajusté de 0.9318; c'est-à-dire que la différence est inférieure à 0,2.

Adeq Precision mesure le rapport signal sur bruit. Un rapport supérieur à 4 est souhaitable. Votre ratio de 21.0994 indique un signal adéquat.

#### Comparaison entre de modèle linéaire et le modèle quadratique

##### Pour angle de coupe $\beta = 3^\circ$

Source	Sequential p-value	Adjusted R <sup>2</sup>	Predicted R <sup>2</sup>	
Linear	< 0.0001	0.8815	0.8525	
<b>Quadratic</b>	<b>&lt; 0.0001</b>	<b>0.9892</b>	<b>0.9514</b>	<b>Suggested</b>

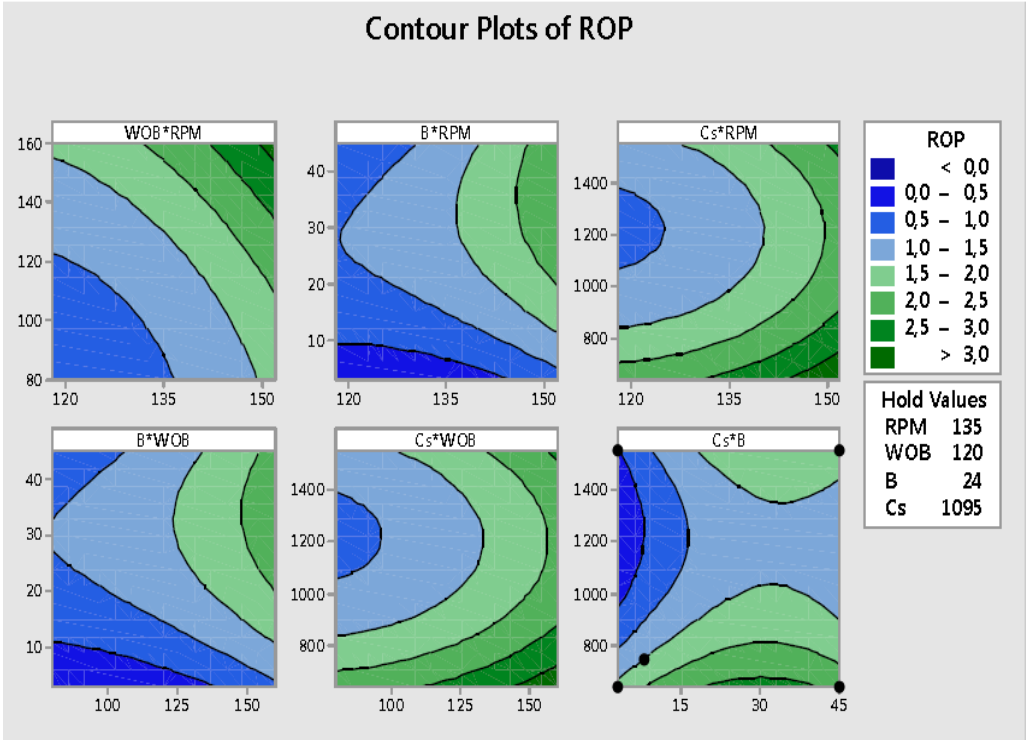
##### Pour angle de coupe $\beta = 8^\circ$

Source	Sequential p-value	Adjusted R <sup>2</sup>	Predicted R <sup>2</sup>	
<b>Linear</b>	<b>&lt; 0.0001</b>	<b>0.9827</b>	<b>0.9775</b>	<b>Suggested</b>
Quadratic	0.3906	0.9821	0.9551	

##### Pour angle de coupe $\beta = 45^\circ$

Source	Sequential p-value	Adjusted R <sup>2</sup>	Predicted R <sup>2</sup>	
Linear	< 0.0001	0.8628	0.8057	
Quadratic	0.6936	0.9318	0.8600	<b>Suggested</b>

Tracés de contour du taux de pénétration ROP en fonction de variation de WOB, RPM,  $\beta$ , Rc





Shahrood University of  
Technology



Iranian Society of  
Mining Engineering  
(IRSM)

## Statistical Analysis and Optimization of Drilling Process using Response Surface Methodology and Experimental Data

Rym Khettabi<sup>1</sup>, Issam Touil<sup>1</sup>, Mohamed Kezzar<sup>1\*</sup>, Mohamed R. Eid<sup>2,3</sup>, Fatima Z. Derdour<sup>1</sup>, Kamel Khounfais<sup>4</sup> and Lakhdar Khochemane<sup>1</sup>

1. Mechanical Engineering Department, University of 20 Août 1955 Skikda, El Hadaiek Road, Skikda, Algeria

2. Department of Mathematics, Faculty of Science, New Valley University, El-Kharga, Al-Wadi Al-Gadid, Egypt

3. Finance and Insurance Department, College of Business Administration, Northern Border University, Arar, Saudi Arabia

4. Physical Engineering Department, University of 20 Août 1955 Skikda, El Hadaiek Road, Skikda, Algeria

### Article Info

Received 8 July 2023

Received in Revised form 21  
October 2023

Accepted 31 October 2023

Published online 31 October 2023

DOI: [10.22044/jme.2023.13344.2454](https://doi.org/10.22044/jme.2023.13344.2454)

### Keywords

Optimization

Experimental data

Drilling parameters

Optimal parameters

Response surface method

### Abstract

It is well-established that the response surface methodology (RSM) is commonly employed to establish the differences between the predicted values and those observed experimentally. This study mainly goals on the impact of four drilling factors including weight on the bit (WOB), the rotating rapidity of the bit, RPM, cutting angle  $\beta$ , and rock resistance on the penetration rate of the drilling tool. In this examination, three kinds of limestone rocks were considered. The planned assessments were carried out at three stages of the considered four input variables. The statistical analysis was realized using both RSM approach and analysis of variance (ANOVA). This analysis allowed us to develop the appropriate penetration model with a higher determination coefficient of 96.19%, which demonstrates the high correlation between the predicted and experimental data, and consequently, it can be concluded that the obtained model is highly suitable for the prediction of the penetration rate. Also from variance analysis, the results obtained show that rotational speed, RPM, and weight on the bit (WOB) parameters, as well as the nature of the rock, which is determined by the rock compressive resistance, having a significant effect on the penetration rate; however, the rake angle has little effect. Finally, the optimal parameters were determined to find the best possible penetration rate of the drilling tool.

### 1. Introduction

Ever since the world recognized the vital demand for hydrocarbons in terms of utilization and substantial financial investment resources, oil exploration and exploitation have emerged as pivotal aspects in the advancement of technology and profit growth. Furthermore, it is widely acknowledged that the oil and gas sector is placing greater emphasis on optimizing the drilling process design to lower operational expenses while enhancing operational efficiency [1]. Rotary blasting hole drills are widely used on a global scale in surface mineral extraction for the purpose of waste removal. The accurate estimation of penetration rate for rotary drill rigs has significant significance within the context of rock drilling, particularly in the fields of geology

and petroleum technology [2, 3]. The accurate estimation of the penetration rate has significant importance in the process of mine construction. The assessment of total drilling expenses may be accomplished by the use of predictive formulas [4]. Furthermore, the use of a prediction formula may be employed to determine the optimal drilling rig type that is most suitable for certain situations. Rotary tricone bits including tungsten carbide inserts are widely favored as the primary drilling tools for deep holes with substantial diameters in extensive surface mining processes [5]. The exploration rate has seen an upward trend over time as a result of the use of more powerful drills and improved management of operational

✉ Corresponding author: [kezzar\\_m@yahoo.com](mailto:kezzar_m@yahoo.com) (M. Kezzar)

factors. This has subsequently led to a rise in mining output and a decrease in drilling expenses.

In the contemporary day, the practice of deep drilling has significant importance, and is widely advocated within the oil and gas sector. Nevertheless, this technique is not without its drawbacks, mostly stemming from the considerable depth involved and the intricate process of tool replacement, compounded by the abnormalities encountered within the layers of the formation. This scenario mostly results in incongruous outcomes, therefore giving rise to various mechanical abnormalities that subsequently contribute to a reduction in the tool's depth of penetration. In this particular environment, there is a shared interest among industry experts and academics regarding the design and development of novel drilling techniques with the aim of enhancing drilling operation performances [6, 7]. Improving the efficiency of the drilling operation and achieving higher performance levels require the optimization of several drilling parameters. These parameters include the weight of the drill bit, the rotational speed of the drilling apparatus, the rock's resistance, and the properties of the drilling mud. This optimization primarily revolves around achieving the highest drilling rate while minimizing costs and the mass of the rock drillable indicator [8, 9]. Much awareness has been compensated to improve the quality of the drilling procedure. Garnier and Van Lingen [10] were interested in certain phenomena that could affect drilling processes. Response surface methodology (RSM) is one of the best ways to make it possible to understand and model such phenomena. RSM aims to explore the correlation systematically and efficiently between the input factors and response variables to optimize procedures, products or systems while minimizing the need for extensive experimentation and resources [11].

RSM is considered a crucial part of the experimental design to develop new processes and improve their performance. This methodology was also developed to improve products and systems to enhance the load component and reduce process response instability [12]. In general, RSM comprises a collection of statistical and mathematical techniques that prove highly effective for analyzing and addressing issues in which multiple factors impact the response variable. Its goal is to enhance this response [13, 14]. The goal of RSM is to find the optimal empirical design with the fewest possible design

repetitions. Its use in empirical design dates back to the late 1990s [15]. This technique has been used by numerous researchers such as Panagiotis et Angelos [16]. To explore how the process parameters of fiber laser percussion drilling affect the geometric characteristics of 1.0 mm thick Inconel 718, experimentations were conducted using RSM by Moradi and Mohazabpak [17]. The primary aim of this study is to formulate mathematical simulations for the expectation of propulsion force and cutting torque in the context of drilling operations. Salehnezhad *et al.* [18] utilized RSM to design and improve the properties of drilling mud. By utilizing the box-Behnken design within the framework of RSM, Zhang [19] conducted multiple laser drilling experiments. These experiments aimed to determine the certain energy of rock by varying three key empirical factors: laser power, irradiative time, and spot diameter. Alakbari *et al.* [20] introduced novel statistical empirical correlations for prediction through the application of RSM. RSM was employed to establish mathematical relationships between factors and responses, as well as to elucidate the interactions among variables. Surekha *et al.* [21] have tried to find the effect of aluminum powder on the electrical discharge machining (EDM) of EN-19 alloy steel. Through the use of surface response modeling, a connection has been made between the responses, on the one hand, and the procedure's operational factors, on the other.

The selection of a PDC, polycrystalline diamond, drilling tool was made in the present research work due to its many benefits and extensive range of applications. The drilling exams were done in accordance with the empirical design. Hence, our research work was primarily centered on investigations undertaken within this particular environment. In the research work conducted by Capik and Batmunkh [22], experiments were conducted to examine the correlation between the rate of bitwear and various physical and mechanical features of rocks. The study also investigated the impact of drill ability, abrasive qualities, and fragility of rocks on the wear rate of the bit. The use of statistical analysis was employed to create equations that enable the estimation of the bit wear rate using rock characteristics as the basis for estimation. In their study, Modi *et al.* [23] highlighted that optimization represents one of the most effective techniques employed in the manufacturing industry to enhance product quality while reducing costs. Through the use of Taguchi's

technique, this study demonstrates an efficient way for the optimization of drilling parameters based on a single answer. In addition, the study investigates how the material removal rate (MRR) is affected by the input process parameters, notably spindle speed and tool diameter. To build a variety of structures in sectors such as aerospace and automotive, that require precise machining holes to meet with strict geometric tolerances, it is usual practice to drill a large number of holes. One group of researchers who have an interest in pursuing this line of inquiry is Aamir *et al.* [24]. Their work is centered on enhancing the performance of the drilling specifications and drilling procedures, and they make use of the empirical plan approaches, most notably the Taguchi approach, to do this. Venkateshwarlu *et al.* [25] used statistical methods to determine the importance and influence of machining factors. These methods included orthogonal arrays and ANOVA. In this study, drilling operations were conducted on titanium alloy under various machining conditions, encompassing wet and dry conditions with the utilization of a cryogenically treated drill.

The literature review has shown the significance of using statistical analysis approaches in investigating the behavior of drilling operations. Additionally, the study demonstrated the efficacy of the experimental design approach, namely the surface response technique, in effectively addressing cost minimization and performance improvement issues with a high level of accuracy. Nevertheless, it is crucial to underscore that previous studies have not thoroughly examined all drilling parameters, specifically regarding the fluctuation of the cutting angle and its effects on the efficacy of other parameters, as well as its influence on the overall drilling process's quality. This highlights the significance of the current work and its ability to provide useful insights into comprehending the behavior of drilling parameters. Hence, the present research work was conducted with the aim of addressing this disparity, minimizing operational expenses, and enhancing overall efficiency.

The present examination proposes to analyze the influences of different factors such as the weight on the bit (WOB), the rapidity of rotation,

RPM, the angle cutting  $\beta$ , and the rock resistance ( $C_s$ ) on the development of penetration rate, ROP, to reduce operational costs and increase the efficiency of the drilling operation. The optimization of drilling parameters was based on empirical data and processed and analyzed statistically to arrive at the method to improve (rationalize) the design of drilling procedures. The original goal of this study is to employ the response surface methodology of experimental design, RSM, to process and analyze the experimental data. This includes developing a model that establishes relations between drilling parameters through empirically derived formulas and determining the optimal penetration rate depending on the optimal amounts of the examined factors.

## 2. Experimental Procedures

An original experimental test rig was developed to simulate the real operating conditions of the drilling development. The specially designed vertical drilling rig was built on the one hand, to simulate the process of rotary drilling and, on the other hand, to measure the rate of penetration (ROP) parameter. The schematic diagram of the developed device is shown in Figure 1, and it is made up of the following parts:

1. An electric motor is a source of rotary motion that reaches 1490 rpm and a power of 1.5 KW.
2. A variable speed drive to give the desired speed factor. Three levels of speeds have been estimated (118 rpm, 135 rpm, and 152 rpm).
3. A hydraulic cylinder is the source of the force exerted on the drilling tool against the rock; in this experiment, the chosen compression forces are 80 *kgf*, 120 *kgf*, and 160 *kgf*.
4. A rock stabilizer is the reserve part to tie the rock so that the rock is fixed well to obtain better results. During the tests, three types of rocks were used.
5. Cutter; the drilling rig used to perform experiments consists of a single cutter. The cutter is marked for three cutting angles of 3°, 8°, and 45°.

The characteristics of the used drill rig are summarized in Table 1.

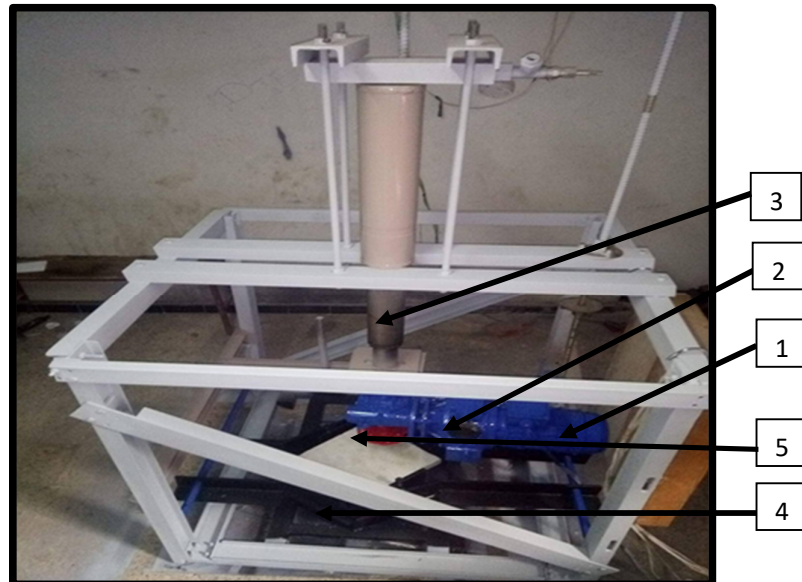


Figure 1. The empirical setup.

Table 1. Drill properties.

Drilling characteristics	
Highest power of the engine	1.5 kw
Highest weight of the trephine	250 kgf
Maximum rotational speed	220 rpm
Diameter of the bit	13 mm

The bit used to perform the tests is of the PDC type. Figure 2 shows the applied forces on PDC drilling tool. The mode of destroying the rock using a PDC tool is presented in Figure 3.

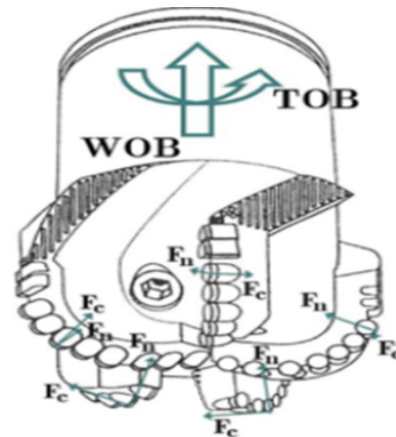


Figure 2. PDC drill tool and forces on tool [14].

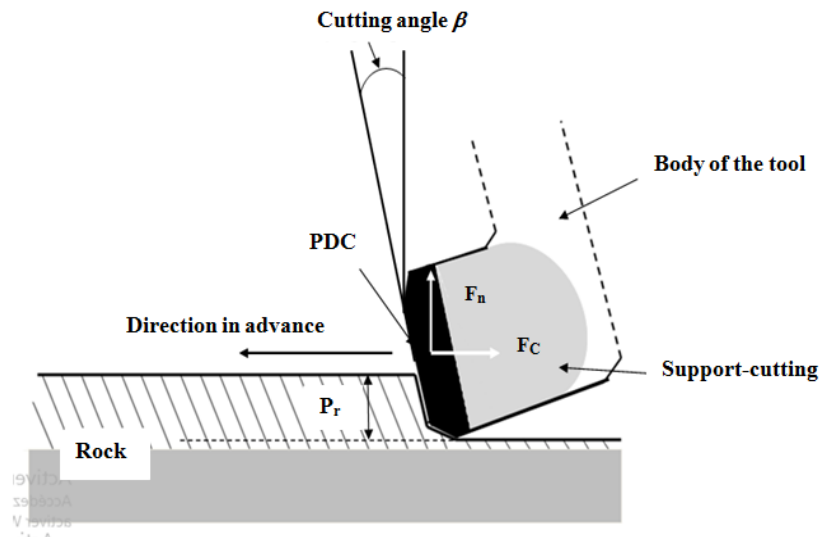


Figure 3. Mode of destroying the rock using a PDC tool.

The cutting angle in the context of a PDC (Polycrystalline Diamond Compact) tool refers to the angle at which the cutting edge or face of the PDC cutter contacts the material being drilled, as demonstrated in Figure 3 [26]. Figure 4

establishes the experimental cutting tool consisting of a single cutter and specifically designed to provide study data on the cutting angle.

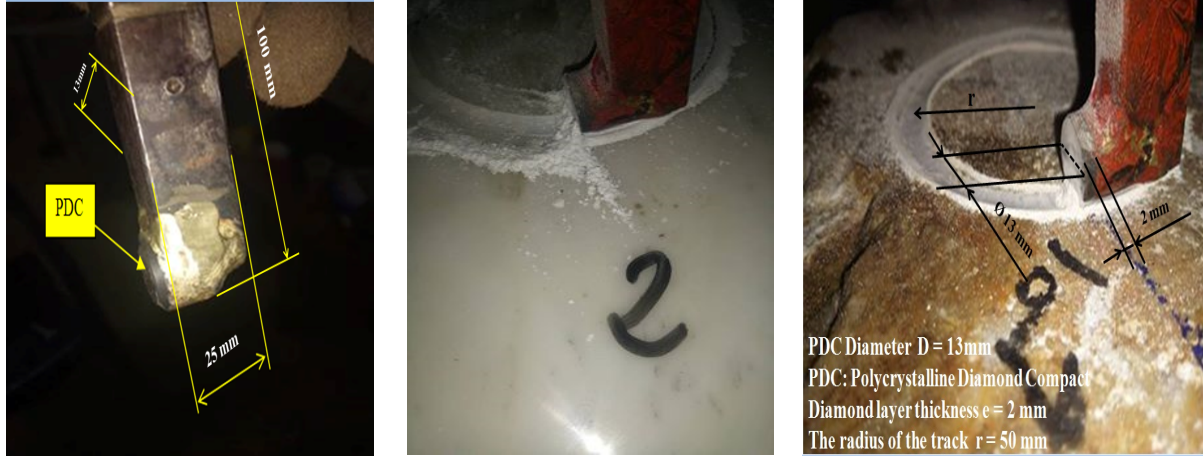


Figure 4. PDC (Polycrystalline Diamond Compact) drill tool was designed for this experiment.

The study was conducted using three kinds of limestone and marble sampled from diverse locations in Algeria. The geometrical configuration of the used rocks is displayed in Figure 5. Throughout sample gathering, every

block was checked to identify macroscopic faults, and consequently, guarantee the utilization of fracture-free samples. The bit penetration rate was performed for the three chosen rocks. The blocks have a size of about 30 cm, 30 cm × 4 cm.



Figure 5. Used rocks (A) from El Ghedir Quarry, (B) from Hadjar Soud's quarry, and (C) from Felfla quarry.

Table 2 presents the resistance of rocks to compression. The compressive strength is established by identifying a sample on the hydraulic press table and then applying a load until the sample is completely crushed. Thereafter, the endurance is then evaluated by applying the subsequent equation (Equation (1)) [27]:

$$Cs = \frac{F}{S}; \text{ kgf/cm}^2 \quad (1)$$

with:  $Cs$  is the compressive resistance,  $F$  is the force exerted on the rock, and  $S$  is the surface.

Table 2. Resistance of rocks to compression.

Rocks	Resistance to compression
Rock A	1550 kgf/cm <sup>2</sup>
Rock B	750 kgf/cm <sup>2</sup>
Rock C	640 kgf/cm <sup>2</sup>

During experiments, three levels were provided for each parameter. The quantities chosen for each study factor are given in Table 3. The choice of parameters was made according to the capabilities of the drilling rig as well as the behavior of the response after the preliminary tests.

**Table 3. Factors and selected levels.**

Factors	Unit	Code	levels		
			1	2	3
Angle de coupe	<i>degree</i>	$\beta$	3	8	45
Weight on the bit	<i>kgf</i>	WOB	80	120	160
Rotation speed	<i>rpm</i>	RPM	118	135	152

**3. Test Planning according to RSM**

RSM is recognized as one of the primary approaches that can be used in experimental data processing. It serves, on the one hand, to determine the mathematical formulation that shows the relationship between input variables and studied responses [28]. For the response surface model, it is highly recognized that the variance analysis (ANOVA) is easier to perform. Additionally, depending on the RSM strategy, it is important to note that the fundamental drawback of the traditional empirical design approaches is the huge number of trials that are required whenever the number of operational variables increases. This is something that should be taken into consideration. In the course of our inquiry, we have taken an active part in the RSM approach, which is a way of empirical design that cuts down on the number of tests that are carried out as a result of using the traditional empirical design. The ability to collect important components in a short amount of time and at a relatively cheap cost is, as a result, the primary benefit of using this methodology.

Firstly, it is necessary to define the different input quantities (factors) that affect the output (the response) and adopt a plan of experiments, then apply a regression assessment with the RSM quadratic model. Using ANOVA allows us to analyze statistically the individual input factors to determine the main factors that impact the response. Thereafter, the situation of the obtained RSM model can be determined to see if the RSM model needs filtering variables or not. Finally, we proceed to the optimization and validation of the expected performance characteristics [29, 30]. The quantity of interest  $Y$  as a function of the various factors is represented according to the following formula (Equation 2) [31]:

$$Y = \varphi(\beta, WOB, RPM, Cs) \tag{2}$$

with  $\varphi$  is the response function.

The regression analysis process [32] is a statistical approach to finding the correlation between experimental data that depend on several measured factors, required to create an

appropriate mathematical prototypical that verifies the connection between the different levels of each test factor and an object function [33, 34].

For the mathematical modeling of the studied problem, a non-linear quadratic prototypical is used to link the studied response to the factors. The mathematical function established on RSM approach has the form of a polynomial of the second degree (Equation 3):

$$Y = b_0 + \sum_{i=1}^n b_i x_{iu} + \sum_i b_{ii} x_{iu}^2 + \sum_{\substack{i=1 \\ i < j}}^n b_{ij} x_{iu} x_{ju} + \varepsilon \tag{3}$$

where  $x_{iu}$  and  $x_{ju}$  represent the coded factors ( $\beta, WOB, RPM, Cs$ ), and  $\varepsilon$  is the deviation (i.e. the adjustment error for the regression model).  $b_0, b_i, b_{ij}, b_{ii}$  are the coefficients of the mathematical model where  $b_0$  is a constant or free term of the regression equation,  $b_i$  is the coefficients of the linear terms,  $b_{ii}$  is the coefficients of quadratic terms and  $b_{ij}$  are the coefficients of the cross-product terms. Table 4 brings together 27 runs associated with the four factors where each factor has three levels.

Analysis of variance (ANOVA) is an effective method employed for analyzing experimental results. ANOVA is thus employed to identify the effect of input factors on the desired studied response and allows for providing an interpretation of the output data [26, 27]. The statistical magnitude of adjusted quadratic prototypes is determined by the  $p$  and  $F$  quantities of the ANOVA. The  $p$ -value is the probability of obtaining the consequences detected in an examination (or additional maximum results), it should be ranged between 0 and 1. It is possible to evaluate the results obtained as follows:

- If  $p > 0.05$ , the factor is not meaningful.
- If  $p < 0.05$ , the factor is meaningful.

The summation of squares ( $SS$ ) is employed to approximate the square of the deviation from the average. The sum of squares is given in Equation 4:

$$SS_f = \frac{N}{N_{nf}} \sum_{i=1}^{N_{nf}} (\bar{y}_i - \bar{y})^2 \quad (4)$$

where:

$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$  is the mean of the response,

$\bar{y}_i$  is the mean of the response observed during the experiment, wherein the component  $f$  succeeds the  $i^{th}$  level,  $N$  is the overall quantity of tests, and  $N_{nf}$  is the level of every component  $f$ .

The average squares are calculated through the relation presented in Equation 5:

$$MS_i = \frac{SS_i}{df_i} \quad (5)$$

$df_i$  is the freedom degree.

To verify the competence of the representation, we use the ratio  $F$ . The evaluated  $F$ -quantities must be greater than those acquired from Table 5. The  $F$  values can be calculated by the relation given by equation 6:

$$F_i = \frac{MS_i}{MS_e} \quad (6)$$

where  $MS_e$  is the average square of errors.

When the model's estimated  $F$  quantity is higher than its tabular  $F$  quantity, one may say with a degree of confidence of 95% that the model is acceptable. Assuming  $p$  estimates are lower than 0.05 (or when there is an acceptable level of 95%), the resulting models are regarded as statistically noteworthy. As a result, it has been shown that the words used in the model do in fact have a considerable impact on the answers. The quality of the fit may be quantified using a statistic known as the coefficient of perseverance, or  $R^2$ , which can be characterized as the ratio of the explained variance to the overall variation. In other terms, if  $R^2$  approximates to unity, data gained via the quadratic model is closer to the

experimental data [35, 36]. It can be calculated as follows:

$$R^2 = \frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{\sum (\bar{y}_i - \bar{y})^2} \quad (7)$$

The penultimate column of the ANOVA tables depicts the contribution of every input component (percentage, cont. %) to the total variation, thus showing the degree of impact on the studied response [37, 38]. The contribution parameter can be calculated as follows:

$$CONT. \% = \frac{SS_f}{SS_T} \times 100 \quad (8)$$

#### 4. Data Processing

In this investigation, the experimental rig visualized in Figure 1 was employed to determine the penetration rate, ROP under the effect of several geometrical and mechanical parameters like the weight on the tool, WOB, rotational velocity, RPM, cutting angle ( $\beta$ ), and compressive strength of rocks ( $R_c$ ).

Table 4 gives the main penetration rate, ROP results of the drilling tool obtained according to the planned experiments. It is worth noting that all planned experiments are performed in equal periods (i.e. 8 seconds for each test). During each test, the advancement (depth) of the tool in the rock is measured. Thereafter, the penetration rate, ROP is decided by the following expression:

$$ROP = L/t_d \quad (9)$$

where  $L$  is the depth (micrometer depth), and  $t_d$  is the penetration time (the time identified during the tests is 8 seconds).

The experimental results obtained were analyzed using the MINITAB17 software. The ANOVA results for the penetration rate, ROP, at the confidence level of 95% are visualized in Table 5.

**Table 4. Penetration rate, ROP, results from the effects of input factors.**

Runs	Factors				Response	Runs	Factors				Response
	RPM (rpm)	WOB (kgf)	$\beta$ ( $^{\circ}$ )	Cs (kgf/cm <sup>2</sup> )	ROP (mm/min)		RPM (rpm)	WOB (kgf)	$\beta$ ( $^{\circ}$ )	Cs (kgf/cm <sup>2</sup> )	ROP (mm/min)
1	135	160	8	640	2.82	15	118	80	8	750	1.19
2	118	120	3	750	1.01	16	118	120	45	750	1.43
3	135	120	45	1550	1.71	17	118	120	8	640	1.96
4	135	80	8	640	1.86	18	135	120	8	750	1.51
5	152	120	8	1550	1.67	19	135	80	3	750	0.95
6	135	120	45	640	1.88	20	135	120	3	640	1.86
7	135	120	8	750	1.51	21	152	160	8	750	2.91
8	135	80	8	1550	0.48	22	152	120	8	640	2.53
9	135	160	8	1550	1.56	23	135	80	45	750	1.60
10	152	120	3	750	1.69	24	135	160	3	750	1.70
11	135	120	3	1550	0.49	25	118	120	8	1550	0.81
12	152	80	8	750	1.68	26	152	120	45	750	3.14
13	135	120	8	750	1.51	27	135	160	45	750	2.96
14	118	160	8	750	1.72						

**Table 5. Analysis of variance for penetration rate, ROP.**

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-value	P-value	Cont.%	Remarks
Model	14	11.9980	0.857002	21.62	0.000		
Linear	4	0.7743	0.193581	4.88	0.014		
RPM	1	0.3422	0.342232	8.63	0.012	8,96	Substantial
WOB	1	0.2270	0.227031	5.73	0.034	5,95	Substantial
B	1	0.0474	0.047390	1.20	0.296	1,24	Unsubstantial
Cs	1	0.5704	0.570373	14.39	0.003	14,94	Significant.
Square	4	1.5125	0.378122	9.54	0.001		
RPM*RPM	1	0.3139	0.313931	7.92	0.016	8,22	Substantial
WOB*WOB	1	0.2219	0.221934	5.60	0.036	5,81	Substantial
B*B	1	0.2756	0.275633	6.95	0.022	7,22	Substantial
Cs*Cs	1	0.5387	0.538743	13.59	0.003	14,11	Substantial
Way Interaction	6	0.7908	0.131793	3.33	0.036		
RPM*WOB	1	0.1225	0.122500	3.09	0.104	3,21	Unsubstantial
RPM*B	1	0.3875	0.387461	9.78	0.009	10,15	Substantial
RPM*Cs	1	0.0064	0.006380	0.16	0.695	0,17	Unsubstantial
WOB*B	1	0.1009	0.100855	2.54	0.137	2,64	Unsubstantial
WOB*Cs	1	0.0137	0.013693	0.35	0.568	0,36	Unsubstantial
B*Cs	1	0.1745	0.174486	4.40	0.058	4,57	Unsubstantial
Error	12	0.4756	0.039637			12,46	
Lack-of-fit	10	0.4756	0.047564	*	*		
Pure error	2	0.0000	0.000000				
Total	26	12.4737					

DF: degree of freedom; SS: summation of squares; MS: adjusted mean squares

The conducted examination is based on the study of variances and significance degrees ( $p$ -value). The statistical analysis mainly indicates that the model used is well-fitted since the sum of squares due to the error ( $SS = 0.47$ ) can be considered very small compared to the total sum of squares ( $SS_{TOTAL} = 12.47$ ). The calculation of the determination coefficient  $R^2$  is an index to find the quality of the fit of the obtained model.

$R^2$  is thus a coefficient indicating the degree of correspondence between the detected data and the quantities expected by the statistical model. If  $R^2$  approaches to unity, the experiments and predictions data are sufficiently correlated, and the predicted model is reliable. From this investigation, the obtained higher value of the determination coefficient (i.e.  $R^2 = 0.96$ ) explains 96% of the variability in the response

and shows clearly the high correlation between the predicted and experimental data, that is only 4% represent the influence of other factors or other variables not included in the model.

It is noteworthy that the majority of the terms of the model have a remarkable contribution to the evolution of the penetration rate, according to the percentage of the contribution (i.e. cont.%). Results obtained also indicate that the rock resistance factor represents the highest statistical significance with 4.5728% contribution, which reflects the influence of the rock nature on the response. Rotational speed also has a significant contribution to total ROP variations with 2.7433%, while exerted weight explains 1.898% of the changes in response.

The cutting angle  $\beta$  makes a small contribution to the fluctuation of the response ROP with a percentage of 0.3799%. Furthermore, all the interactions between the different factors have a weak contribution to the variations of the

response, except the interaction between RPM and  $\beta$  by 3.1065 %.

The quadratic term of the compressive strength ( $Cs * Cs$ ) has also a significant contribution to the change in response with a percentage of 4.3186%. This is confirmed by the complementary finer analysis based on the P-value, which determines the degrees of the significance of the factors. P-quantities less than 0.05 imply that the prototype terms are meaningful. The results presented in Table 5 show that  $Cs$ , RPM, WOB, as well as the interaction of RPM and  $\beta$  ( $RPM * \beta$ ) and the quadratic term of resistance to compression ( $Cs * Cs$ ) are significant model terms, so they have a significant effect on the response (ROP).

### 5. Final Equation in terms of Actual Parameters

Equation 10 represents the quadratic model formula for the Rate of Penetration (ROP) response:

---


$$\begin{aligned}
 OP = 24.96 - 0.2451 RPM - 0.0577 WOB - 0.0481 B - 0.01114 Cs + 0.000842 RPM * RPM \\
 + 0.000128 WOB * WOB - 0.001378 B * B + 0.000004 Cs * Cs + 0.000257 RPM \\
 * WOB + 0.000748 RPM * B + 0.000004 RPM * Cs + 0.000162 WOB * B \\
 + 0.000003 WOB * Cs + 0.000016 B * Cs
 \end{aligned}
 \tag{10}$$


---

The influence of different input parameters on the output response that describes the behavior of the drilling process according to the mathematical model based on RSM approach has been established, and the results are depicted in Figure 6. Also a three-dimensional graphical representation of the interaction effect of two factors is drawn in Figure 7.

It should be interpreting the contour plot to understand how changes in the two factors influence the response variable. Figure 6 shows

and confirms that the interaction effect of WOB and RPM is the most influential on the development of ROP, where the areas of steep incline in the contour lines indicate that regions where small changes in the WOB and RPM are led to significant changes in the response ROP. It should be noted that all the effects of the interactions that contain the compressive resistance factor  $Cs$  influence disproportionately on the development of the response ROP.

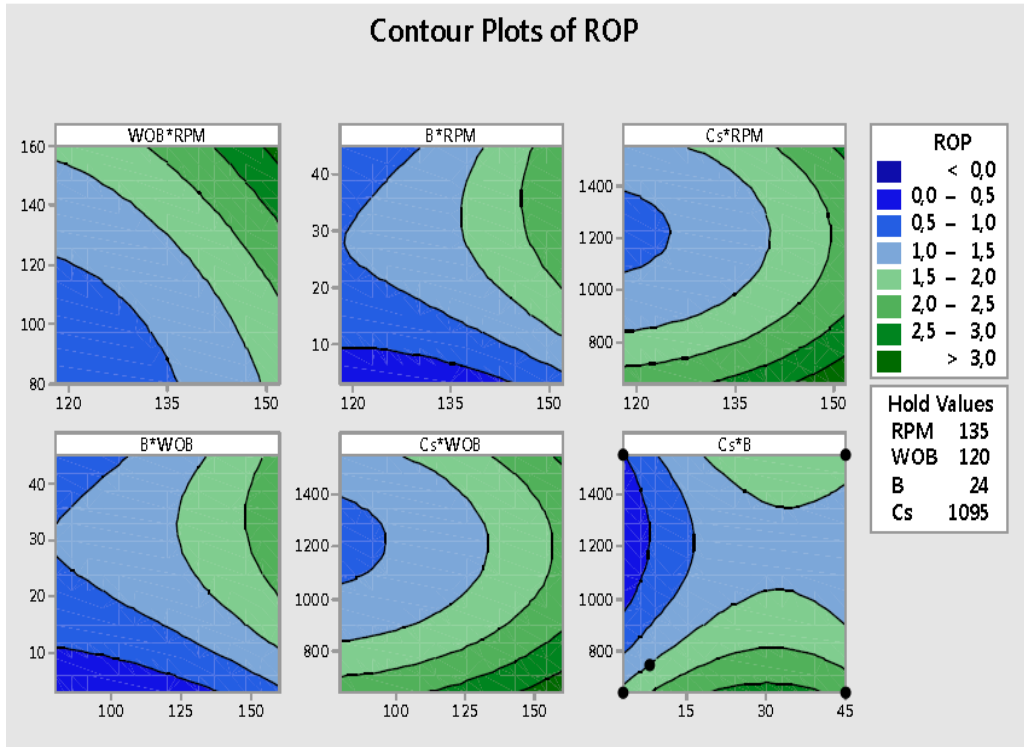


Figure 6. Contour-plots of penetration rate, ROP.

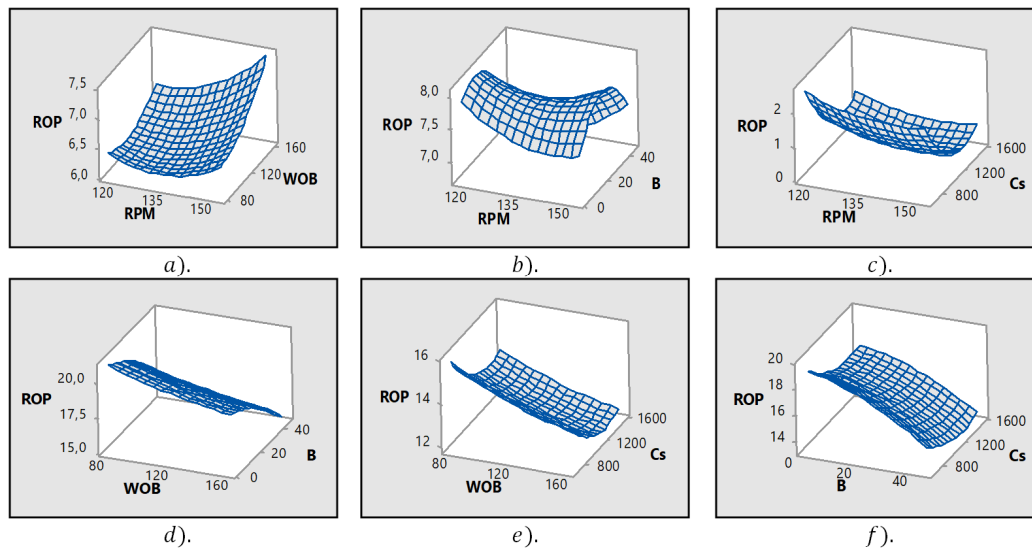


Figure 7. 3D plots of ROP response versus input variables.

From Figure 7(a), it can be seen that the maximal penetration rate, ROP, is obtained with the combination of the highest values of weight, WOB and rotational speed, RPM. As drawn in Figure 7(b), the maximal ROP is achieved with a higher RPM value and middle cutting angle ( $B$ ). Also results obtained in Figure 7(c) reveal that the maximal ROP can be gained with the lowest

values of both RPM and rock resistance ( $C_s$ ). Figures 7(d) and 7(e) depict that the maximal ROP values are determined with an association of lowest values of WOB and  $B$ , and WOB and  $C_s$ , respectively. Finally, the maximal ROP has also been achieved with the lowest values of both  $B$  and  $C_s$  parameters, as displayed in Figure 7(f). Finally, the maximal ROP has also been achieved

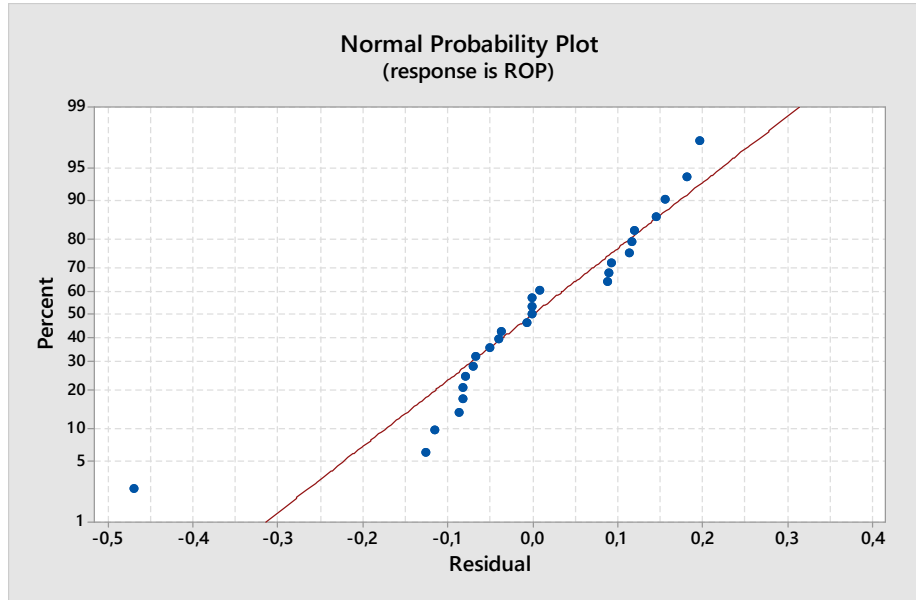
with the lowest values of both  $B$  and  $C_s$  parameters, as displayed in Figure 7(f).

**6. Results and Discussion**

As shown in the above sections, statistical data processing using ANOVA with a determination of the influence of each input variable and its interactions on the output response was done. Also the response surface plots obtained are generated taking into account the effect of two

parameters simultaneously; the third term is considered constant. The optimization and modeling are performed using RSM outputs.

Figure 8 displays the normal probability of the residuals of the obtained models. Results obtained show that the fit errors are distributed within reasonable proximity to the reference straight line. Also it is highly noticed that residuals have a normal distribution.



**Figure 8. Normal probability plot of the residuals for penetration rate, ROP.**

The adjustment evaluation of this model can be identified more precisely using the results obtained by calculating the percentage of error between the measured and the predicted value for each of the experiments carried out.

Table 6 shows that the greatest adjustment error made (around 54.81% for an observed response of 0.49) corresponds to experiment 11. Also the error percentages of experiments 25 and 8 reached 49.94 and 24.7725, respectively; they are considered relatively high. This was to be expected because it is impossible for the response predicted by the model to be perfectly fitted to all the values obtained during experiments. Nevertheless, 25 out of 27 experiments give well-adjusted results with predicted responses with

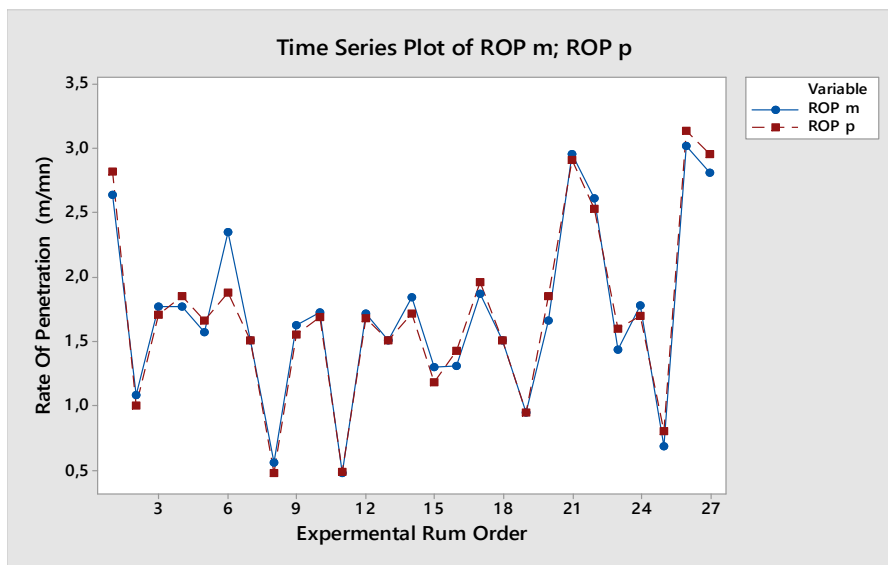
error percentages below 20% (Cetin *et al.*, 2011), so the error percentages are within acceptable limits, confirming that the fit is very good.

Figure 9 describes the regression model that allows us to estimate the correlation of the experimental data. This consists in finding the relation, making it possible to explain the behavior of the penetration rate, ROP, response measured as a function of the predicted response.

The dispersion of the measured response is a measure of the correlation; if the dispersion is small, the regression analysis is appropriate to describe the variation of this response, and if the dispersion is high, the regression analysis is not appropriate.

**Table 6. Percentage of errors between the measured and the predicted response.**

runs	Actual ROP	Predicted ROP	Percentage of error	Runs	Actual ROP	Predicted ROP	Percentage of error
1	2.82	2.5987	8.5158%	15	1.19	1.2533	5.0506
2	1.01	1.0419	3.0617%	16	1.43	1.2713	12.4832
3	1.71	1.6175	5.7187%	17	1.96	1.8324	6.9635
4	1.86	1.7242	7.8761	18	1.51	1.4559	3.7159
5	1.67	1.3991	19.3624	19	0.95	0.8969	5.9203
6	1.88	2.3091	18.5829	20	1.86	1.6196	14.8431
7	1.51	1.4559	3.7159	21	2.91	2.9043	0.1962
8	0.48	0.3847	24.7725	22	2.53	2.5676	1.4644
9	1.56	1.4776	5.5766	23	1.60	1.3881	15.2654
10	1.69	1.6650	1.5015	24	1.70	1.7329	1.89
11	0.49	0.3165	54.8183	25	0.81	0.5402	49.9444
12	1.68	1.6539	1.5780	26	3.14	2.9624	5.9951
13	1.51	1.4559	3.7159	27	2.96	2.7685	6.9171
14	1.72	1.8046	4.6880				



**Figure 9. Measured and predicted values of penetration rate, ROP.**

Results obtained reveal that the points that represent the measured response are almost coincident on the benchmark curve, which represents the predicted response, which reflects a great convergence between the two curves in terms of change of values. The comparison between the measured response and the response predicted by the model confirms that the fit is of very good quality. Therefore, we conclude that the model is suitable and useful for predicting the penetration rate, ROP, behavior.

The comparison of the prior research serves the purpose of evaluating the scientific value of our study [7.20, 27.30]. This assessment is based on the data used, the methodologies adopted, and the results obtained. When comparing prior studies in the field of drilling, a consistent theme emerges; all these studies share a common primary objective, which is to effectively manage

drilling operations with the goal of cost minimization. The approach I was employed to treat the research problem similar to that of previous studies. Upon juxtaposing the current study with prior research endeavors employing similar analysis and modeling techniques in the drilling field, it becomes evident that our study's model adaptation coefficient ( $R^2$ ) surpasses those obtained in the previous studies. This observation underscores the high quality of the results we have achieved, the model's efficiency, and its capacity for providing confident predictions.

Given the precision of the obtained results, they are deemed reasonable and relatively realistic, making them applicable, especially in environments featuring rocks of a similar nature such as oil well drilling. Furthermore, the inclusion of additional factors such as the hydraulic parameters of the drilling process,

particularly the mud flow rate, may enhance ability the potential to significantly improve the comprehensive analysis of ROP behavior.

### 7. Response Optimization

The final step in our investigation is to find the optimal values for the studied problem, which are the values of weight, rotational speed, drill ability, as well as rake angle, leading to maximizing the feed rate. To find the maximum of a function of several variables, it must find any point canceling the partial derivatives.

If we set  $\hat{y}$  the predicted response, and  $x_1, x_2, x_3, x_4$  the four factors, we obtain the system of the following functions:

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_1}(x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4) = 0 \tag{11.1}$$

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_2}(x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4) = 0 \tag{11.2}$$

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_3}(x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4) = 0 \tag{11.3}$$

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_4}(x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4) = 0 \tag{11.4}$$

The solutions of this system are the optimal values that lead to maximizing the ROP. Figure 10 shows the results of solving the equations according to the RSM method using the MINITAB software.

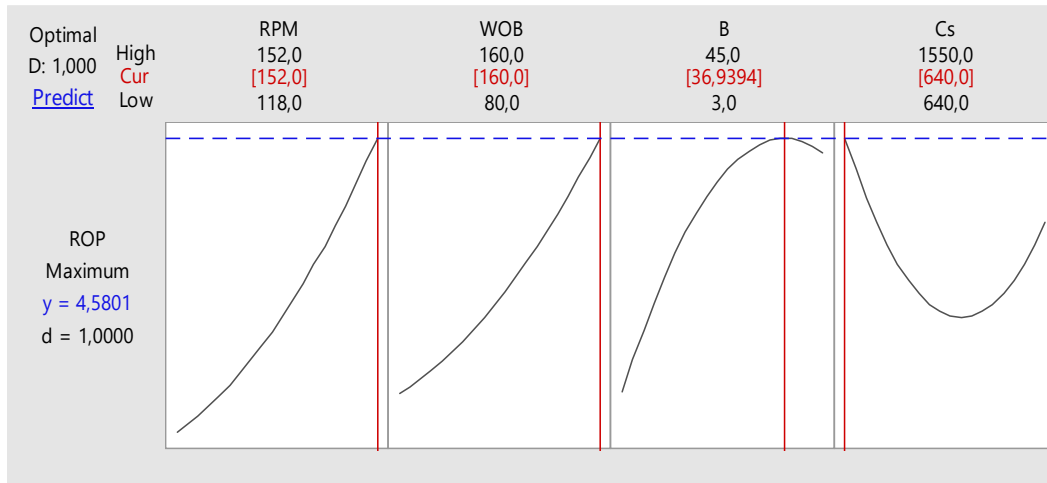


Figure 10. Response optimization plot for penetration rate in rotary drilling.

The optimized penetration response area was plotted using the MINITAB software, as shown in Figure 10. The desirability function has been selected to find a suitable factor value. Figure 10 displays that the objective optimization of the penetration rate was achieved with a rotation speed of 152 rpm, a bit weight of 160 kgf, an angle of cut  $\beta' = 36.9394 \approx 37^\circ$ , and compressive

strength of rocks  $640 \text{ kgf/cm}^2$ . It can be also possible to estimate the maximum penetration rate, gained for optimum conditions, at 4.5801 mm. Particularly, the optimized response curve makes it possible to obtain an optimal penetration rate by redefining the values of the process parameters in the experimental interval. The optimization results are tabulated in Table 7.

Table 7. Response optimization parameters (global solution).

Factors	Code	Optimization parameters	Penetration rate (RMS model)
Rotation speed	RPM <sub>3</sub>	152 rpm	4.5801
Weight on the bit	WOB <sub>3</sub>	160 kgf	
Cutting angle	$\beta'$	$37^\circ$	
Resistance of rocks to compression	Cs	$640 \text{ kgf/cm}^2$	

## 8. Conclusions

To our best knowledge, in the literature, there are no research works that treat and optimize the drilling process statistically via response surface methodology. Our investigation can be highly considered an original contribution to understanding the drilling process and optimizing the rate of penetration (ROP). The current research work was thus mainly focused on optimizing the penetration rate against variations in different functional parameters such as weight on the bit, bit rotational speed, formation type, and cutting angle during a drilling operation. The Response Surface Methodology (RSM) was adopted to optimize the penetration rate of the drilling tool. A mathematical model simulating the behavior of a drilling system has been developed. The study was based on a statistical regression analysis of experimental data. It was found that the model developed is reliable and in good agreement with experimental observations. Based on the RSM methodology, it can be concluded that:

- The different parameters have a noticeable effect on the drilling penetration rate. It should be noted that the effect of the interaction of RPM and WOB is the factor that has the greatest influence on ROP compared to other factors.
- Regarding the estimation of the different parameters of the model, it is interesting to note that the parameter of  $C_s$  has an important significant effect on the changes in the penetration rate, with values of 4.5728%.
- During this research work, the RSM methodology was successfully employed to optimize the rate of penetration (ROP). We have found interesting results with high performance and cost minimization. We have tried to find the optimal values that give a more efficient drilling operation (i.e. the best rate of penetration (ROP)). The best ROP was thus obtained for the following operating input parameters:

$\beta'$ ,  $WOB_3$ ,  $RPM_3$ , and  $C_{S1}$ , with  $\beta' \approx 37^\circ$ ,  $RPM_3 = 152$  rpm,  $WOB_3 = 160$  kgf, and  $C_{S1} = 640$  kgf/cm<sup>2</sup>.

- The quadratic mathematical model was developed in confidence intervals of 96.1863%, for the prediction of the penetration rate, ROP. The results show

that the chosen model is well-adjusted, and therefore, it is very useful for determining the predicted response.

It's important to note that the study was conducted on rocks of limestone and marble nature, and changing the rock type may yield different results. Hence, additional research is necessary to obtain further results, allowing for a more comprehensive evaluation of the impact of various parameters on the drilling process's performance.

## References

- [1]. Tuna, E. (2010). Real-time-optimization of drilling parameters during drilling operations (Thesis). Middle East Technical University.
- [2]. Saeidi, O., Torabi, S. R., Ataei, M., and Rostami, J. (2014). A stochastic penetration rate model for rotary drilling in surface mines. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 68: 55-65.
- [3]. Saeidi, O., Rostami, J., Ataei, M., and Torabi, S. R. (2014). Use of digital image processing techniques for evaluating wear of cemented carbide bits in rotary drilling. *Automation in Construction* 44: 140-151.
- [4]. Shad, H. I. A., Sereshki, F., Ataei, M., and Karamoozian, M. (2018). Prediction of rotary drilling penetration rate in iron ore oxides using rock engineering system. *International Journal of Mining Science and Technology* 28(3): 407-413.
- [5]. Piri, M., Mikaeil, R., Hashemolhosseini, H., Baghbanan, A., and M. Ataei, (2021). Study of the effect of drill bits hardness, drilling machine operating parameters, and rock mechanical parameters on noise level in hard rock drilling process. *Measurement* 167: 108447.
- [6]. Doiron, H.H. and Deane, J.D. (1982). Effects of hydraulic parameter cleaning variations on rate of penetration of soft formation insert bits. SPE Annual Technical Conference and Exhibition. *Society of Petroleum Engineers*, ISBN: 978-1-55563-666-1.
- [7]. Harold, H. and John, D. (1982). Effect of hydraulic parameter cleaning variations on rate of penetration of soft formation insert bit. Paper SPE 11058 Presented at the 57<sup>th</sup> Annual Fall Technical Conference and Exhibition, New Orleans, CA.
- [8]. Ataei, M., KaKaie, R., Ghavidel, M., and Saeidi, O. (2015). Drilling rate prediction of an open-pit mine using the rock mass drillability index. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 73: 130-138.
- [9]. Irawan, S., Rahman, A., and Tunio, S. (2012). Optimization of weight on bit during drilling operation based on rate of penetration model. *Research Journal*

of Applied Sciences, Engineering and Technology 4(12): 1690-1695.

[10]. Garnier, A. and Van Lingen, N. (1959). Phenomena affecting drilling rates at depth.

[11]. Alipenhani, B., Majdi, A., and Amnieh, H.B. (2022). Capability assessment of rock mass in block caving mining method based on numerical simulation and response surface methodology. *Journal of Mining and Environment* 13(2): 579-606.

[12]. Taguchi, G. (1987). System of experimental design; engineering methods to optimize quality and minimize costs.

[13]. Gunst, R.F. (1996). Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments. Taylor & Francis.

[14]. Millheim, K.K. (1983). An engineering simulator for drilling: part II, SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Soc. Pet. Eng. ISBN: 978-1-55563-652-4.

[15]. Montgomery, D.C. and Raymond, H.M. (2002). Response Surface Methodology: Process and Product Optimization using Designed Experiments. John Wiley, New York.

[16]. Kyratsis, P., Markopoulos, A.P., Efkolidis, N., Maliagkas, V., and Kakoulis, K. (2018). Prediction of thrust force and cutting torque in drilling based on the response surface methodology. *Machines* 6(2): 24.

[17]. Moradi, M. and Mohazabpak, A. R. (2018). Statistical Modelling and Optimization of Laser Percussion Microdrilling of Inconel 718 Sheet using Response Surface Methodology (RSM). *Lasers in Engineering* (Old City Publishing), 39.

[18]. Salehnezhad, L., Heydari, A., and Fattahi, M. (2019). Experimental investigation and rheological behaviors of water-based drilling mud contained starch-ZnO nanofluids through response surface methodology. *Journal of Molecular Liquids* 276: 417-430.

[19]. Zhang, W., Huang, Z., Kang, M., Shi, M., Deng, R., Yan, Y., and Zhu, Q. (2021). Research on multivariate nonlinear regression model of specific energy of rock with laser drilling based on response surface methodology. *Optics Communications* 489: 126865.

[20]. Alakbari, F.S., Mohyaldinn, M.E., Ayoub, M.A., Muhsan, A.S., and Hassan, A. (2021). Apparent and plastic viscosities prediction of water-based drilling fluid using response surface methodology. *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects* 616: 126278.

[21]. Surekha, B., Sree Lakshmi, T., Jena, H., and Samal, P. (2021). Response surface modelling and application of fuzzy grey relational analysis to optimise the multi response characteristics of EN-19 machined

using powder mixed EDM. *Australian Journal of Mechanical Engineering* 19(1): 19-29.

[22]. Capik, M. and Batmunkh. B. (2021), Measurement Prediction, and Modeling of Bit Wear During Drilling Operations. *Journal of Mining and Environment* 12(1): 15-30.

[23]. Modi, M., Agarwal, G., Patil, V., Bhatia, U., and Pancholi, R. (2019). Parametric optimization in drilling of Al-SiC composite using Taguchi method. *International Journal of Scientific & Technology Research* 8(9): 2019-22.

[24]. Aamir, M., Tu, S., Tolouei-Rad, M., Giasin, K., and Vafadar, A. (2020). Optimization and modeling of process parameters in multi-hole simultaneous drilling using Taguchi method and fuzzy logic approach. *Materials* 13(3): 680.

[25]. Venkateshwarlu, N., Singaravel, B., Shekar, K.C., and Prasad, S.D. (2021). Analysis and optimization of circularity error in drilling Process using statistical technique. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 1057(1): 012063.

[26]. Cooper, G.A. (2006). Pay zone-drilling simulator- operators manual. Houston, USA.

[27]. Pelfrene, G. (2010). Rôle du processus de forabilité des roches dans les vibrations de torsion des systèmes de forage pétrolier - Khochemane, L., (1990). Augmentation de l'Efficacité Technique d'Utilisation des Machines de Forage Rotatif à Taillant Coupant. Master's Thesis. Université d'Annaba, Annaba, Algeria.

[28]. Montgomery D.C. (2001). Response surface methods and other approaches to optimization. Design and analysis of experiments. New York: John Wiley & Sons.

[29]. Gaitonde, V., Karnik, S., Achyutha, B., Siddeswarappa, B., and Davim, J.P. (2009). Predicting burr size in drilling of AISI 316L stainless steel using response surface analysis. *International Journal of Materials and Product Technology* 35(1-2): 228-245.

[30]. Aouici, H., Yallese, M.A., Chaoui, K., Mabrouki, T., and Rigal, J.-F. (2012) Analysis of surface roughness and cutting force components in hard turning with CBN tool: Prediction model and cutting conditions optimization. *Measurement* 45(3): 344-353.

[31]. Bouzid, L., Yallese, M.A., Chaoui, K., Mabrouki, T., and Boulanouar, L. (2015). Mathematical modeling for turning on AISI 420 stainless steel using surface response methodology. *The Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 229(1): 45-61.

[32]. Myers, R.H. and Montgomery, D.C. (1995). Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments, John Wiley & Sons, Inc, New York.

- [33]. Deng, L. and Cai, C. (2010). Bridge model updating using response surface method and genetic algorithm. *Journal of Bridge Engineering* 15(5): 553-564.
- [34]. Subrata, M., Asish, B., and Pradip, K. (2011). Ni-Cr-Mo cladding on mild steel surface using CO<sub>2</sub> laser and process modeling with response surface methodology. *International Journal of Engineering Science and Technology* 3(8): 6805-6816.
- [35]. Suresh, R., Basavarajappa, S., and Samuel, G. (2012). Some studies on hard turning of AISI 4340 steel using multilayer coated carbide tool. *Measurement* 45(7): 1872-1884.
- [36]. Khosla, A., Kumar, S., and Aggarwal, K.K. (2006). Identification of strategy parameters for particle swarm optimizer through Taguchi method. *Journal of Zhejiang University Science A* 7(12): 1989-1994.
- [37]. Neşeli, S., Yıldız, S., and Türkeş, E. (2011). Optimization of tool geometry parameters for turning operations based on the response surface methodology. *Measurement* 44(3): 580-587.
- [38]. Derdour, F.Z., Kezzar, M., Bennis, O., and Khochmane, L. (2018). The optimization of the operational parameters of a rotary percussive drilling machine using the Taguchi method. *World Journal of Engineering* 15(1): 62-69.
- [39]. Mostefaoui, A., Sari, M.R., Kezzar, M., and Eid, M. R. (2023). Statistical investigation on the failure of misaligned contaminated EHL rolling contacts using response surface methodology. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 127, 1225–1242.
- [40]. Khentout, A., Kezzar, M., and Khochemane, L. (2019). Taguchi Optimization And Experimental Investigation Of The Penetration Rate Of Compact Polycrystalline Diamond Drilling Bits In Calcareous Rocks. *International Journal of Technology* 10(2): 226-235.
- [41]. Derdour, F. Z., Kezzar, M., and Khochemane, L. (2018). Optimization of penetration rate in rotary percussive drilling using two techniques: Taguchi analysis and response surface methodology (RMS). *Powder Technology* 339, 846-853.

## تحلیل آماری و بهینه‌سازی فرآیند حفاری با استفاده از روش‌شناسی سطح پاسخ و داده‌های تجربی

ریم خطابی<sup>۱</sup>، عصام توپیل<sup>۱</sup>، محمد کزار<sup>۱\*</sup>، محمد آر. عید<sup>۲</sup>، فاطمه ز. دردور<sup>۱</sup>، کامل خونفیس<sup>۴</sup> و لخداری خوجمانه<sup>۱</sup>

۱. گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه ۲۰ Skikda 1955 Aoit، جاده الحدائیک، اسکیدا، الجزایر

۲. گروه ریاضیات، دانشکده علوم، دانشگاه نیو ولی، الخرگه، الوادی القدید، مصر.

۳. گروه مالی و بیمه، دانشکده مدیریت بازرگانی، دانشگاه مرز شمالی، عرار، عربستان سعودی

۴. گروه مهندسی فیزیکی، دانشگاه ۲۰ Skikda 1955 Aoit، جاده الحدائیک، اسکیدا، الجزایر

ارسال ۲۰۲۳/۰۶/۰۸، پذیرش ۲۰۲۳/۱۰/۳۱

\* نویسنده مسئول مکاتبات: kezzar\_m@yahoo.com

## چکیده:

به خوبی ثابت شده است که روش سطح پاسخ (RSM) معمولاً برای ایجاد تفاوت بین مقادیر پیش‌بینی‌شده و مقادیر مشاهده‌شده تجربی استفاده می‌شود. این مطالعه عمدتاً تأثیر چهار عامل حفاری شامل وزن روی بیت (WOB)، سرعت چرخش بیت، RPM، زاویه برش  $\beta$ ، و مقاومت سنگ بر نرخ نفوذ ابزار حفاری را هدف قرار می‌دهد. در این بررسی سه نوع سنگ آهنکی در نظر گرفته شد. ارزیابی‌های برنامه‌ریزی شده در سه مرحله از چهار متغیر ورودی در نظر گرفته شده انجام شد. تجزیه و تحلیل آماری با استفاده از روش RSM و تحلیل واریانس (ANOVA) انجام شد. این تجزیه و تحلیل به ما اجازه داد تا مدل نفوذ مناسب با ضریب تعیین بالاتر ۹۶.۱۹٪ را توسعه دهیم که نشان دهنده همبستگی بالا بین داده‌های پیش‌بینی شده و تجربی است و در نتیجه می‌توان نتیجه گرفت که مدل به دست آمده برای پیش‌بینی بسیار مناسب است. نرخ نفوذ. همچنین از تحلیل واریانس، نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که سرعت چرخش، RPM و وزن روی پارامترهای بیت (WOB) و همچنین ماهیت سنگ که توسط مقاومت فشاری سنگ تعیین می‌شود، تأثیر قابل توجهی بر نفوذ دارند. نرخ؛ با این حال، زاویه چنگک تأثیر کمی دارد. در نهایت، پارامترهای بهینه برای یافتن بهترین نرخ نفوذ ممکن ابزار حفاری تعیین شد.

**کلمات کلیدی:** بهینه‌سازی، داده‌های تجربی، پارامترهای حفاری، پارامترهای بهینه، روش سطح پاسخ.