
RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET PUBLIQUE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ M'HAMED BOUGARA BOUMERDES



Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie

Thèse de Doctorat

Présentée par

MAYOUF Mansour

Filière : Hydrocarbures

Option : Forage des puits

Étude Numérique et Estimation des Frottements dans les Puits Pétroliers Déviés

Devant le jury :

M. GACEB	Mohamed	Pr.	Université de Boumerdès	Président
M. ABDELBAKI	Noureddine	Pr.	Université de Boumerdès	Examineur
M. DJEMA	Mohamed Amine	MCA	Université de Bab Ezzouar	Examineur
M. BENDJEGHABA	Omar	Pr.	Université de Boumerdès	Examineur
M. HADJADJ	Ahmed	Pr.	Université d'Adrar	Dir. de thèse

Année Universitaire : 2022-2023

Remerciements

À la lumière de ce modeste travail, je tiens à remercier ALLAH pour m'avoir guidé et donné la force et la patience pour accomplir ce mémoire.

Je voudrais adresser mes remerciements les plus chaleureux à mon directeur de thèse Professeur HADJADJ Ahmed pour son mentorat avisé et ses conseils éclairés.

Je souhaite également exprimer ma gratitude envers les membres du jury, les professeurs, GACEB Mohamed, ABDELBAKI Noureddine et BENDJEGHABA Omar, et Docteur DJEMA Mohamed Amine, pour avoir accepté d'examiner mon présent travail.

Un grand merci à tous les membres du laboratoire de Fiabilité des Équipements Pétroliers et Matériaux, dont les échanges et les discussions ont été une source de stimulation intellectuelle.

Je tiens à remercier mes parents et ma famille pour leur soutien continu et leur encouragement. Votre confiance en moi a été une source constante de motivation tout au long de ce parcours.

Enfin, je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de cette thèse.

Résumé

Les phénomènes de frottement du train de sonde avec la paroi dans les puits déviés peuvent induire une multitude de problème si les forces de frottement issues ne sont pas proprement contrôlées. Par conséquent, une estimation précise de ces forces est capitale pour la réussite des opérations de forage. À cette fin, deux approches différentes ont été proposées.

Notre première approche dans ce travail de thèse consistait à développer un modèle numérique qui fournit une description du comportement du train de sonde en termes de force axiale, de force de contact, de moment de flexion et de couple de torsion le long du puits. Le modèle développé a été validé en confrontant ses résultats avec ceux du modèle souple, qui est le standard de l'industrie pour le calcul de couple et de traînée, et avec des données d'un puits réel. Cette comparaison a indiqué que le modèle proposé fournit des résultats similaires à ceux du modèle souple dans la plupart des cas. Cependant, il a été démontré que notre modèle fournit une analyse approfondie du train de sonde plus que le modèle souple en termes de position des points de contact, du moment de flexion et du jeu radial. Les résultats de notre modèle ont également montré un bon accord avec les données réelles. Notre modèle rigide peut servir d'outil pour optimiser la conception des puits et les paramètres de forage, conduisant à des opérations de forage plus efficaces et plus sûres.

Notre deuxième approche était basée sur l'utilisation des techniques d'apprentissage automatique pour la tâche de prédiction des valeurs futures du poids au crochet en temps réel pendant le forage. Quatre modèles d'architectures différentes, y compris le modèle de régression linéaire, les machines à vecteurs de support, le modèle d'ensemble XGBoost, et la variante des réseaux de neurone récurrents LSTM, ont été entraînés et évalués en termes de précision et de besoin en temps sur l'ensemble des données du puits réel. Les résultats ont montré que le modèle de régression linéaire est la meilleure option pour la prédiction du poids au crochet en temps réel du fait de sa précision durable, sa simplicité, son temps d'entraînement réduit et sa mise en œuvre facile étant donné qu'une quantité suffisante de données lui est fournie. Cette approche peut aider à l'optimisation des paramètres de forage en temps réel et à la détection rapide des problèmes de forage.

Abstract

The phenomenon of friction of the drill string with the wellbore in deviated wells can induce a multitude of problems if the resulting friction forces are not properly controlled. Therefore, an accurate estimation of these forces is crucial for the success of drilling operations. To this end, two different approaches have been proposed.

The first approach was to develop a numerical model that provides a description of the behavior of the drill string in terms of axial force, contact force, bending moment and torque along the well. The model was validated by comparing its results with those of the soft model, which is the industry standard for calculating torque and drag, and with data from a real well. This comparison indicated that the proposed model provides similar results to the soft model in most cases. However, our model has been shown to provide an in-depth analysis of the drill string more so than the soft model in terms of contact points location, bending moment and radial clearance. Our model's results also showed good agreement with the real data. The proposed model can serve as a tool to optimize well design and drilling parameters, leading to more efficient and safer drilling operations.

The second approach was based on the use of machine learning techniques for the task of predicting future Hookload values in real time while drilling. Four models of different architectures, including the linear regression model, support vector machines, the ensemble model XGBoost, and the variant of recurrent neural networks LSTM, were trained and evaluated in terms of accuracy and time requirements on the actual well dataset. The results showed that the linear regression model is the best option for real-time Hookload prediction thanks to its sustainable accuracy, simplicity, reduced training time and easy implementation given a sufficient amount of data is provided to it. This approach can help in the optimization of drilling parameters in real time and the rapid detection of drilling problems.

ملخص

يمكن أن تؤدي ظاهرة احتكاك سلسلة الحفر مع جدار البئر في الآبار المنحرفة إلى حدوث العديد من المشاكل إذا لم يتم التحكم في قوى الاحتكاك الناتجة بشكل صحيح. لذلك ، فإن التقدير الدقيق لهذه القوى أمر بالغ الأهمية لنجاح عمليات الحفر. أملاً في تحقيق هذه الغاية ، تم اقتراح طريقتين مختلفتين.

تضمنت الطريقة الأولى تطوير نموذج رياضي يقدم وصفاً لسلوك سلسلة الحفر من حيث القوة المحورية وقوة التلامس وعزم الانحناء وعزم الدوران على طول البئر. تم التحقق من صحة النموذج من خلال مقارنة نتائجه مع نتائج النموذج المرن ، وهو معيار في ميدان الحفر لحساب عزم الدوران وقوة السحب ، ومع البيانات من بئر حقيقي. أشارت هذه المقارنة إلى أن النموذج المقترح يقدم نتائج مماثلة للنموذج المرن في معظم الحالات. ومع ذلك ، فقد ثبت أن النموذج المقترح يوفر تحليلاً لسلسلة الحفر أكثر عمقا من النموذج المرن من حيث موقع نقاط التلامس ، وعزم الانحناء ، والمسافة بين سلسلة الحفر وجدار البئر. كما أظهرت نتائج النموذج المقترح توافقاً جيداً مع البيانات الحقيقية. يمكن أن يعمل النموذج المقترح كأداة لتحسين تصميم البئر وإعدادات الحفر ، مما يؤدي إلى عمليات حفر أكثر كفاءة وأماناً.

أما الطريقة الثانية فقد اعتمدت على استخدام تقنيات التعلم الآلي لمهمة التنبؤ بالقيم المستقبلية لوزن سلسلة الحفر في الوقت الفعلي أثناء الحفر. تم تدريب وتقييم أربعة نماذج ذات هندسات مختلفة ، بما في ذلك نموذج الانحدار الخطي ، وأشعة الدعم الآلي (SVM) ، ونموذج XGBoost ، ونموذج الشبكات العصبية المتكررة LSTM ، من حيث الدقة ومتطلبات الوقت على قاعدة بيانات البئر الفعلية. أظهرت النتائج أن نموذج الانحدار الخطي هو الخيار الأفضل للتنبؤ في الوقت الحقيقي بوزن سلسلة الحفر بفضل دقته المستدامة وبساطته ووقت التدريب المنخفض وسهولة التنفيذ بشرط توفير كمية كافية من البيانات له. يمكن أن تساعد هذه الطريقة في تحسين إعدادات الحفر في الوقت الفعلي والكشف السريع عن مشاكل الحفر.

Sommaire

Remerciements.....	2
Résumé.....	3
Sommaire	6
Liste des Figures	9
Liste des tableaux.....	13
Abréviations.....	15
Nomenclature	16
Introduction générale	1
Chapitre I. Étude bibliographique.....	3
I.1.1. Introduction	3
I.1.2. Modèles souples	3
I.1.3. Modèles rigides.....	9
I.2. Intelligence artificielle	15
I.2.1. Apprentissage automatique dans le forage	15
I.2.2. Prédiction du couple et de la trainée en temps réel.....	17
I.3. Conclusion	19
Chapitre II. Généralités sur le forage	20
II.1. Histoire de forage des puits pétroliers	20
II.2. Forage Rotary	20
II.3. Six systèmes principaux dans un appareil de forage	21
II.3.1. Système d'énergie	21
II.3.2. Système de levage	21
II.3.3. Système de circulation.....	23
II.3.4. Système de rotation	23
II.3.5. Système de contrôle du puits.....	24
II.3.6. Système de surveillance du puits.....	25
II.4. Forage directionnel.....	25
II.4.1. Différents objectifs du forage directionnel.....	25
II.4.2. Types de trajectoires déviées.....	26
II.4.3. Paramètres de conception d'une trajectoire directionnelle.....	28
II.4.4. Méthodes de calcul de la trajectoire	28
II.4.5. Dogleg severity.....	32
II.5. Introduction aux phénomènes de couple en surface et de trainée	33

Sommaire

Chapitre III. Développement d'un nouveau modèle rigide de couple et de trainée	34
III.1. Motivation pour l'élaboration d'un modèle de couple et de trainée	34
III.2. Objectifs de l'étude	34
III.3. Développement du nouveau modèle	35
III.3.1. Formulation théorique.....	35
III.3.2. Dérivation de l'équation différentielle gouvernante	37
III.3.3. Solution numérique	43
III.3.4. Ajout et suppression des points de contact	46
III.3.5. Calcul de la force de contact	48
III.3.6. Calcul du couple de torsion.....	50
III.4. Conclusion	52
Chapitre IV. Validation du modèle proposé	53
IV.1. Données essentielles pour le calcul	53
IV.1.1. Paramètres de forage :.....	53
IV.1.2. Spécifications du train de sonde	54
IV.1.3. Données liées à la trajectoire du puits.....	54
IV.1.4. Nature de l'opération	55
IV.1.5. Facteur de frottement	55
IV.2. Puits-A	55
IV.2.1. Force axiale.....	56
IV.2.2. Force de contact.....	59
IV.2.3. Moment de flexion.....	61
IV.2.4. Couple de torsion	62
IV.3. Puits-B	63
IV.4. Puits-C	69
IV.5. Étude de sensibilité.....	78
IV.5.1. Effet du choix initial des points de contact.....	78
IV.5.2. Effet de la méthode d'estimation initiale de la force de contact.....	86
IV.5.3. Effet de la tortuosité.....	88
IV.5.4. Effet du jeu radial	91
IV.5.5. Effet combiné de la tortuosité et du jeu radial	91
IV.6. Conclusion	92
Chapitre V. Emploi de l'intelligence artificielle pour la prédiction du poids au crochet en temps réel	95
V.1. Avant-propos.....	95
V.2. Objectifs	96

Sommaire

V.3. Introduction générale à l'apprentissage automatique.....	97
V.3.1. Apprentissage automatique	97
V.3.2. Apprentissage supervisé.....	98
V.3.3. Algorithmes d'apprentissage supervisé les plus communs	99
V.4. Méthodologie	106
V.4.1. Collecte et préparation des données	107
V.4.2. Techniques d'analyse des séries chronologiques	113
V.4.3. Évaluation de la performance des modèles	114
V.4.4. L'optimisation des hyperparamètres	115
V.4.5. Caractère stochastique d'apprentissage automatique	116
V.4.6. Apprentissage automatique continu	116
V.4.7. Modèles d'apprentissage automatique employés	117
V.5. Résultats et Discussion.....	117
V.5.1. Modèle de régression linéaire	117
V.5.2. Modèle SVM.....	124
V.5.3. Modèle XGBoost	130
V.5.4. Modèle LSTM.....	135
V.6. Conclusion	139
Conclusion générale.....	141
Annexes	144
Liste des références.....	149

Liste des Figures

Figure I-1. L'équilibre des forces agissant sur un élément du train de sonde. (Johancsik et al., 1984).	4
Figure I-2. Équilibre des forces agissant sur un élément du train de sonde y inclus les forces de frottement (Aadnoy & Andersen, 1998)	7
Figure I-3. Équilibre des forces agissant sur un élément du train de sonde (Ho, 1988).	9
Figure I-4. Différence entre les hypothèses de contact continu et discret dans les zones à forte tortuosité (Rezmer-Cooper et al., 1999).....	11
Figure I-5. Exemple des points et des section de contact dans un puits horizontal (McSpadden & Newman, 2002).....	12
Figure I-6. Principe du modèle proposé (Mitchell et al., 2015).....	13
Figure I-7. Équilibre des forces et des moments pour un élément du train de sonde (Abughaban et al., 2017).	14
Figure II-1. Système de levage dans un équipement de forage rotary (Azar & Samuel, 2007).	22
Figure II-2. Différents profils des puits déviés (Inglis, 1987).	27
Figure II-3. Principe de la méthode tangentielle pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).	29
Figure II-4. Principe de la méthode tangentielle balancée pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).....	29
Figure II-5. Principe de la méthode de l'angle moyen pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).....	30
Figure II-6. Principe de la méthode du rayon de courbure pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).....	31
Figure II-7. Principe de la méthode de minimum de courbure pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).....	32
Figure III-1. Division du train de sonde en éléments de poutre en fonctions de la position des points de contact.....	36
Figure III-2. Origine de l'erreur de compatibilité de position.....	37
Figure III-3. Poutre prismatique sous l'action des différentes charges distribuées et ponctuelles, conservatives et non-conservatives.....	38
Figure III-4. Forces agissant sur un élément général du train de sonde	41
Figure III-5. Option de Large déformation dans l'interface de Workbench d'Ansys	44
Figure III-6. Comparaison entre les résultats de déformation obtenus par la méthode des éléments finis et par la solution directe de l'équation différentielle gouvernante pour divers scénarios de chargement.	45
Figure III-7. Distance perpendiculaire entre l'extrémité libre de l'élément du train de sonde et la paroi du puits.....	47
Figure III-8. Forme d'un élément du train de sonde et la distance perpendiculaire entre son extrémité libre et la paroi du puits selon la valeur de la force de contact P	49
Figure III-9. Organigramme de la méthode de la sécante pour la recherche de la force de contact. P_i et δ_i sont respectivement les force de contact et la distance perpendiculaire à l'itération i	49
Figure III-10. Organigramme de l'algorithme du modèle proposé.	51
Figure IV-1. Effet du nombre des points de mesure sur la fiabilité du calcul de la trajectoire.....	55
Figure IV-2. Représentation de la trajectoire du Puits-A.....	56
Figure IV-3. La force axiale en fonction de la profondeur mesurée pour les opérations de POOH (a), ROB (b), et RIH (c) dans le Puits-A comme prédit par le modèle souple et le modèle proposé.....	57

Liste des figures

Figure IV-4. Force de contact distribuée en fonction de la profondeur mesurée comme prédit par le modèle souple et le modèle proposé.	59
Figure IV-5. Force et coté de contact et le long du Puits-A selon le modèle proposé pour l'opération de remontée.....	60
Figure IV-6. Moment de flexion à travers le train de sonde selon le modèle proposé.	61
Figure IV-7. Origine du moment de flexion prédit par le modèle proposé.....	62
Figure IV-8. Couple en surface en fonction de la profondeur dans le Puits-A selon le modèle souple et le modèle proposé. FF : Facteur de frottement.	63
Figure IV-9. Représentation de la trajectoire du Puits-B.....	64
Figure IV-10. Force axiale le long du train de sonde dans Puits-B pour les opérations de POOH, ROB et RIH comme prédit par le modèle souple et le nouveau modèle.	65
Figure IV-11. Modes de flambage du train de sonde.....	66
Figure IV-12. Force axiale dans Puits-B pour l'opération RIH avec les limites de flambage sinusoïdal et hélicoïdal.....	67
Figure IV-13. L'angle de déflexion du train de sonde dans la section verticale du Puits-B pour l'opération RIH selon le modèle proposé.	69
Figure IV-14. Section verticale du Puits-C à l'angle de 105°.	69
Figure IV-15. Changement de l'inclinaison et l'azimut du Puits-C en fonction de la profondeur mesurée.	70
Figure IV-16. Vue du haut du Puits-C.....	70
Figure IV-17. Mesures continues et discrètes du poids au crochet en fonction de la profondeur mesurée	71
Figure IV-18. Mesures continues et discrètes du couple en surface en fonction de la profondeur mesurée.	71
Figure IV-19. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle proposé pour les opérations ROB, POOH et RIH dans le Puits-C.....	74
Figure IV-20. Valeurs du couple en surface réelles et prédites par le modèle proposé dans le Puits-C....	74
Figure IV-21. Force axiale le long du train de sonde dans le Puits-C pour les opérations POOH, ROB et RIH à partir de la profondeur finale.....	76
Figure IV-22. Force de contact le long du train de sonde dans le Puits-C à partir de la profondeur finale.	76
Figure IV-23. Moment de flexion le long du train de sonde dans le Puit-C à partir de la profondeur finale.	77
Figure IV-24. Couple de torsion le long du train de sonde dans le Puits-C à partir de la profondeur finale.	77
Figure IV-25. Force de contact distribuée en fonction de la profondeur mesurée pour l'opération remontée au Puits-A pour les pas de discrétisation de 3, 4, 6, 10, et 15 m.....	79
Figure IV-26. Origine des fluctuations de la force de contact dans la partie courbée du puits.	80
Figure IV-27. Nombre initial et Nombre final de points de contact pour l'opération de remontée du Puits-A pour les pas de discrétisation de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m.....	81
Figure IV-28. Moyenne des temps de calcul pour l'opération de remontée dans Puit-A pour les pas de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m.....	82
Figure IV-29. Temps de calcul en fonction de l'écart entre les nombres des points de contact initial et final.	83
Figure IV-30. Moyenne et médiane de l'erreur de compatibilité de position pour chaque pas de discrétisation.	84

Liste des figures

Figure IV-31. Force de contact le long du train de sonde dans Puits-A pour l'opération de remontée selon la méthode de l'estimation initiale de la force de contact	88
Figure IV-32. Différents types de tortuosité	89
Figure IV-33. Force axiale le long du train de sonde pour des différentes sévérités de la zone tortueuse.90	
Figure IV-34. Force de contact distribuée le long du train de sonde en fonction de la sévérité de la tortuosité.	91
Figure V-1. Différence entre les apprentissages supervisé et non supervisé (Bangert, 2021).	98
Figure V-2. Différence entre les méthodes de classification et de régression (Bangert, 2021).	99
Figure V-3. Modèle linéaire de régression (Müller & Guido, 2016).	100
Figure V-4. La frontière de décision du modèle SVM (Chollet, 2017).	101
Figure V-5. Frontières de décision d'un arbre (Müller & Guido, 2016).	102
Figure V-6. Exemple d'un arbre de décision (Müller & Guido, 2016).	102
Figure V-7. Architecture d'un réseau de neurone profond (Bangert, 2021).	104
Figure V-8. Architecture des modèles RNN et LSTM (Fayyaz et al., 2016).	105
Figure V-9. Poids au crochet en fonction de la profondeur après traitement des données	109
Figure V-10. Ensemble des caractéristiques sélectionnées après traitement de données en fonction de la profondeur mesurée.	112
Figure V-11. Analyse de données séquentielles par les modèles RNN et LSTM.	113
Figure V-12. Technique de fenêtrage pour l'analyse de données séquentielles.	114
Figure V-13. Évolution de la performance du modèle de régression linéaire en termes de R ² , RMSE et temps d'entraînement en fonction du nombre des pas futurs et du rapport de l'ensemble d'entraînement.	120
Figure V-14. Effet du nombre de pas futurs sur la tâche de détection des anomalies.	121
Figure V-15. Évolution de R ² et RMSE du modèle de régression en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas futurs.	122
Figure V-16. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle de régression linéaire pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas futurs.	123
Figure V-17. Évolution de R ² et RMSE du modèle de régression linéaire en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.3 et 5 pas futurs.	124
Figure V-18. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle de régression linéaire pour un rapport d'entraînement de 0.3 et 5 pas futurs.	124
Figure V-19. Évolution de la performance du modèle SVM en termes de R ² , RMSE et temps d'entraînement en fonction du nombre des pas futurs et du rapport de l'ensemble d'entraînement.	128
Figure V-20. Évolution de R ² et RMSE du modèle SVM en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas futurs.	129
Figure V-21. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle SVM pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas futurs.	129
Figure V-22. Évolution de R ² et RMSE du modèle SVM en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.3 et 5 pas futurs.	130
Figure V-23. Évolution de la performance du modèle XGBoost en termes de R ² , RMSE et temps d'entraînement en fonction du nombre des pas et du rapport de l'ensemble d'entraînement.	133
Figure V-24. Évolution de R ² et RMSE du modèle XGboost en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas.	133
Figure V-25. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle XGBoost pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas	134

Liste des figures

Figure V-26. Évolution de R2 et RMSE du modèle XGboost en fonction de la profondeur pour un rapport d'entrainement de 0.3 et 5 pas.	134
Figure V-27. Évolution de la performance du modèle LSTM en termes de R2, RMSE et temps d'entrainement en fonction du nombre des pas futurs et du rapport de l'ensemble d'entrainement.	138
Figure V-28. Évolution de R2 et RMSE du modèle LSTM en fonction de la profondeur mesurée pour un rapport d'entrainement de 0.1 et un pas de 5.	138
Figure V-29. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle LSTM pour un rapport d'entrainement de 0.1 et un pas de 5.....	139

Liste des tableaux

Tableau I-1. Comparaison des temps de calcul et position du fond du puits entre les méthodes MMC et ASC pour 63 et 351 points de mesure. TVD (True Vertical Depth) représente la profondeur verticale. ...	14
Tableau III-1. Paramètres du solveur BVP4C de MATLAB.	43
Tableau IV-1. Valeurs de la force axiale (tonnes) en surface pour les opérations de POOH, ROB et RIH dans le puits-A comme prédit par le modèle souple et le modèle proposé.	57
Tableau IV-2. Erreur de compatibilité de la position pour les opérations de POOH, ROB et RIH produite par le modèle proposé dans le Puit-A.	58
Tableau IV-3. Force axiale en surface dans Puits-B pour les opérations de POOH, ROB et RIH selon le modèle souple et le nouveau modèle.	65
Tableau IV-4. Valeurs du poids au crochet réelles et prédite par le modèle proposé en fonction de la profondeur mesurée pour les opérations ROB, POOH, et RIH dans le Puits-C. Le coefficient de frottement est de 0.4 pour tous les points.	72
Tableau IV-5. Valeurs du couple en surface réelles et prédite par le modèle proposé en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-C. le coefficient de frottement est de 0.35 pour tous les points.	73
Tableau IV-6. Force axiale en surface pour l'opération de remontée au Puits-A pour les pas de discrétisation de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m.	80
Tableau IV-7. Temps de calcul pour l'opération de remontée dans Puit-A pour les pas de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m.	82
Tableau IV-8. Le temps de calcul en fonction de l'écart entre les nombres des points de contact initial et final pour chaque pas de discrétisation.	83
Tableau IV-9. Erreur de compatibilité de position pour l'opération de remontée dans Puit-A pour les pas de discrétisation de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m.	84
Tableau IV-10. Force axiale en surface en fonction de la méthode d'estimation initiale du côté de contact pour les différents pas de discrétisation.	85
Tableau IV-11. Erreur de compatibilité de position dans le cas du choix du côté inférieur de contact pour les différents pas de discrétisation.	86
Tableau IV-12. Temps de calcul en fonction de la méthode d'estimation initiale du côté de contact pour les différents pas de discrétisation.	86
Tableau IV-13. Temps de calcul, nombre d'itérations de la méthode de la sécante, et la force axiale en surface en fonction du choix initial de la force de contact (choix arbitraire, choix par formule du modèle souple).	87
Tableau IV-14. Distribution du temps de calcul en fonction du choix de la valeur initiale de la force de contact.	87
Tableau IV-15. Force axiale en surface en fonction des différentes sévérités de la zone tortueuse.	90
Tableau IV-16. Force axiale en surface en fonction des différents diamètres du puits.	91
Tableau IV-17. Force axiale en surface en fonction de la sévérité de la zone tortueuse pour les différents diamètres du puits.	92
Tableau V-1. Points forts et faibles de quelques algorithmes d'apprentissage automatique (Zhong et al., 2022)	105
Tableau V-2. Résultats de performance du modèle de régression linéaire en fonction du nombre des pas futurs à prédire et du rapport de l'ensemble d'apprentissage.	118
Tableau V-3. Espace de recherche des hyperparamètres optimaux du modèle SVM.	125

Liste des tableaux

Tableau V-4. Résultats de l'entraînement et du test du modèle SVM en fonction du nombre des pas futurs à prédire et du rapport de l'ensemble d'apprentissage.	125
Tableau V-5. Espace de recherche des hyperparamètres optimaux du modèle XGBoost.	130
Tableau V-6. Résultats de l'évaluation de la performance du modèle XGBoost en fonction du nombre des pas futurs à prédire et du rapport de l'ensemble d'apprentissage. (/) indique que les résultats n'ont pas pu être obtenus car le modèle n'a pas pu être entraîné en raison de limitations matérielles.	130
Tableau V-7. Espace de recherche des hyperparamètres optimaux du modèle LSTM.....	135
Tableau V-8. Résultats de l'évaluation de la performance du modèle LSTM en fonction du nombre des pas futurs à prédire et du rapport de l'ensemble d'entraînement.	136

Abréviations

ANN	Artificial Neural Network
ASC	Advanced Spline Curves
BHA	Bottom Hole Assembly
BOP	Blow Out Preventor
CML	Continual Machine Learning
CT	Coiled tubing
DLS	Dogleg Severity
DNN	Deep Neural Network
DT	Decision Tree
ERD	Extended Reach Drilling
IA	Intelligence Artificielle
IBOP	Internal Blow Out Preventor
ITP	Interpolate, Truncate and Project
KOP	Kick Off Point
LSTM	Long-Short Term Memory
ML	Machine Learning
MAE	Mean Absolute Error
MD	Measured Depth
MMC	Méthode de Minimum de Courbure
MSE	Mean Square Error
MWD	Measuring While Drilling
POOH	Pulling Out of Hole
PSO	Particle Swarm Optimization
RAM	Random Access Memory
RB	Réseau Bayésien
RF	Random Forest
RIH	Running In the Hole
RMSE	Root Mean Square Error
RNN	Recurrent Neural Network
ROB	Rotating Off Bottom
ROP	Rate Of Penetration
RPM	Revolutions Per Minutes
SVM	Support Vector Machines
TVD	True Vertical Depth
TOB	Torque On Bit
WOB	Weight On Bit
XGBoost	eXtreme Gradient Boosting

Nomenclature

T	Force axiale, [N]
P	Force de contact, [N]
S	Force de cisaillement, [N]
r	Rayon du train de sonde, [m]
T_r	Couple de torsion, [N.m]
w	Poids linéaire déjaugé du train de sonde, [N/m]
θ	Angle de déflexion du train de sonde, [rad]
θ_0	Angle de déflexion à l'extrémité supérieure de l'élément du train de sonde, [rad]
θ_L	Angle de déflexion à l'extrémité inférieure de l'élément du train de sonde, [rad]
I	Angle d'inclinaison du puits, [rad]
A	Angle d'azimut du puits, [rad]
F	Facteur de rapport de la MMC
μ	Facteur de frottement
P_r	Pression du fluide de forage, [Pa]
B	Section du train de sonde, [m ²]
L	Longueur de l'élément du train de sonde, [m]
ψ	Angle du dogleg, [rad]
β	Angle entre les vitesses axiale et radiale du train de sonde, [rad]
v_a	Vitesse axiale du train de sonde, [m/min]
v_r	Vitesse radiale du train de sonde, [m/min]
q_x, q_y	Charges distribuées le long du train de sonde suivant les axes x et y, [N/m]
F_{SH}, F_{SV}	Forces ponctuelles non-conservative horizontales et verticales, [N]
F_x, F_y	Forces ponctuelles conservative suivant x et y, [N]
H, V	Résultantes des forces horizontales et verticales, [N]
s	Coordonnée curviligne le long du train de sonde, [m]
M	Moment de flexion, [N.m]
dx, dy	Déplacements du train de sonde suivant x et y, [m]
E	Module de Young, [Pa]
J	Moment quadratique, [m ⁴]
D_i, D_o	Diamètres intérieur et extérieur d'un l'élément du train de sonde, [m]
κ	Courbure le long du train de sonde, [m ⁻¹]
R	Rayon de courbure le long du train de sonde, [m]
δ	Distance perpendiculaire entre l'axe central du train de sonde et celui du puits, [m]
R_{puits}	Rayon du puits, [m]
$R_{tubulaire}$	Rayon de l'équipement tubulaire, [m]

Introduction générale

La demande croissante en énergie et l'épuisement des réserves d'hydrocarbures facilement accessibles ont conduit à une transition significative vers l'exploration dans des environnements plus complexes et plus difficiles. Cela a rendu indispensable le développement des techniques de forage plus avancées, telles que le forage des puits déviés, pour accéder à des réserves auparavant inaccessibles.

Le forage des puits déviés est devenu normalisé en raison des nombreux avantages qu'ils offrent, tels qu'une productivité accrue des puits et l'accès à plusieurs réservoirs à partir d'un seul puits. Cependant, ce type de puits est accompagné d'un problème majeur qui n'est pas à ignorer. Du fait du caractère dévié de tels puits, le contact du train de sonde avec la paroi crée des forces de frottement qui s'opposent au sens du mouvement du train de sonde créant ainsi une traînée en translation et un couple en rotation. Ce phénomène est connu mieux dans l'industrie sous le nom de « torque et drag ». Si ces forces de frottement ne sont pas proprement contrôlées, elles peuvent entraîner une multitude de problèmes tels que le coincement de l'équipement tubulaire, le flambage et la rupture de ces derniers et donc l'impossibilité d'atteindre la profondeur désignée. Ces problèmes peuvent entraîner des pertes de temps et d'éventuels incidents de sécurité, d'où la nécessité d'une estimation précise des forces de frottement au préalable afin de les mieux contrôler.

Ainsi, pour relever le défi de prédiction avec exactitude des forces de frottement dans les puits déviés, nous proposons à cet effet deux approches différentes. La première consiste dans le développement d'un modèle numérique basé sur la théorie de larges déformations qui peuvent décrire le comportement du train de sonde au sein du puits. Ce modèle va fournir une analyse approfondie du comportement du train de sonde en termes de force axiale, de force de contact avec la paroi du puits, des moments de flexion et de torsion. Il doit également prendre en compte la rigidité des éléments du train de sonde, ainsi que permettre le calcul du nombre et des positions des points de contact de ce dernier avec la paroi. Les prédictions fournies par ce modèle permettront d'estimer et de minimiser les forces de frottement dans la phase de planification dans le but d'optimiser les différents aspects du programme de puits, tels que la conception de la trajectoire de ce dernier, le choix du programme du fluide de forage et le choix des équipements de forage convenables pour la réussite du puits et l'atteinte de la profondeur planifiée.

La deuxième approche consiste à employer les techniques d'apprentissage automatique pour la prédiction du poids au crochet en temps réel. En effet, l'apprentissage automatique est devenu ces dernières années une technique essentielle pour analyser et faire des prédictions basées sur un grand ensemble des données. Les algorithmes d'apprentissage automatique sont conçus pour apprendre à partir des données, et à ce titre, ils sont particulièrement bien adaptés aux applications où les relations cachées entre les variables sont complexes ou difficiles à modéliser à l'aide d'approches numériques traditionnelles. Dans le contexte de forage, l'apprentissage automatique a la faculté de révolutionner la façon dont nous prenons des décisions et optimisons les performances, en nous permettant de faire des prédictions plus précises et opportunes sur des paramètres clés telles que le poids au crochet. En profitant de ces techniques, nous cherchons à développer et à évaluer plusieurs modèles d'apprentissage automatique pour la prédiction en temps

réel du poids au crochet dans les opérations de forage afin de trouver les modèles les mieux adaptés pour cette tâche. Ces prédictions permettront aux opérateurs de forage de détecter plus rapidement les problèmes éventuels de forage et à optimiser les paramètres de forage.

Ce travail de thèse est subdivisé en cinq chapitres. Le premier chapitre comporte une analyse bibliographique des modèles numériques de prédiction du couple et de trainée existants dans la littérature et une discussion brève de ses hypothèses et approches adoptées, ainsi que les avantages et inconvénients de chacun d'eux. Ensuite, l'état de l'art de l'application des techniques d'apprentissage automatique dans le domaine de forage en général, et pour la prédiction du poids au crochet en particulier est exploré.

Le deuxième chapitre est une introduction succincte au thématique de forage et au problème de frottement qui accompagnant le forage des puits déviés. Considérant son importance considérable dans le calcul du couple et de trainée, une partie sera dédiée aux méthodes de calcul de la trajectoire des puits déviés.

Le troisième chapitre porte sur le développement d'un nouveau modèle rigide de couple et de trainée. La formulation mathématique et la base théorique détaillée du modèle développé sont présentées. Une description détaillée des étapes de calcul commençant par l'introduction des entrées au modèle jusqu'à l'obtention des résultats de la force axiale, la force de contact, le moment de flexion et le couple de torsion sont incluses.

Dans le quatrième chapitre, le modèle développé sera validé en l'appliquant à différents puits, deux conceptuels et un réel, et en comparant ses résultats avec ceux d'un autre modèle et avec des données réelles. Une étude de sensibilité du modèle développé au changement de ses différents paramètres et des paramètres du puits sera également élaborée. Cette analyse permettra de déterminer les paramètres du modèle les mieux adaptés pour la tâche de prédiction du couple et de la trainée, ainsi que l'influence de chaque paramètre sur les résultats.

Le cinquième chapitre consiste en l'utilisation de l'apprentissage automatique pour la prédiction du poids au crochet en temps réel. Il commencera par une introduction brève aux différents concepts d'apprentissage automatique ainsi qu'une revue des algorithmes les plus courants. Par la suite, les données utilisées seront présentées et les étapes de leur traitement seront explicitées. Finalement, des modèles d'apprentissage automatique de différentes architectures seront entraînés et évalués pour la prédiction du poids au crochet en temps réel en termes de précision, de durabilité et de besoins en temps et en ressources.

Par la suite, une conclusion générale des principaux résultats déduits de ce travail est présentée, suivie par un aperçu du travail futur afin de raffiner au mieux le modèle développé dans le cadre de ce travail de thèse de doctorat.

CHAPITRE I – ÉTUDE BIBLIOGRAPHIQUE

Chapitre I. Étude bibliographique

La revue de la littérature est un élément essentiel de ce travail de thèse de doctorat, car elle fournit un état de lieu détaillé sur la situation actuelle de la recherche liée à la modélisation du couple et de traînée dans les puits déviés. En synthétisant et en analysant la bibliographie existante, ce chapitre vise à identifier les approches et hypothèses adoptées par les différents chercheurs et ingénieurs afin d'établir une base des données consistantes et actualisées pour le développement et la validation de notre modèle de couple et de traînée proposé. Grâce à ce recensement, nous allons nous appuyer sur les connaissances existantes afin de perfectionner notre modèle de couple et de traînée appliqué aux puits déviés. Ce chapitre explore également l'état de l'art concernant l'application des techniques d'apprentissage automatique dans le domaine pétrolier en général, et pour la prédiction du poids au crochet en particulier.

I.1.1. Introduction

Afin de pouvoir prévoir la force appliquée par le train de sonde sur le crochet pendant les différentes opérations de forage et de manœuvre, ainsi que le couple de torsion que doit surmonter l'équipement de rotation (soit la table de rotation ou le top drive) et transférer le mouvement de rotation à l'outil de forage, une multitude des modèles physiques ont été développée. Un modèle physique est un système comprenant des équations mathématiques utilisées pour décrire des lois physiques qui régissent un système réel. Ces équations sont basées sur des observations expérimentales et des principes physiques connus, tels que la mécanique, la thermodynamique et l'électromagnétisme. Ils sont utilisés pour simuler le comportement d'un système réel, prédire les résultats futurs et comprendre les phénomènes complexes.

Au cours de la recherche bibliographique entreprise, nous avons trouvé que de nombreux modèles ont été proposés par l'industrie pétrolière et la communauté académique pour la prédiction du poids au crochet et du couple de torsion. L'objectif principal des premiers modèles développés et quelques modèles récents, est d'estimer la force axiale, la force de contact et le couple de torsion cumulatif le long du train de sonde sous l'action des différentes charges et forces qui lui sont appliquées telles que les forces de la pesanteur et de frottement. Ces modèles négligent l'effet de la rigidité des tiges, d'où le nom « modèles souples » et suppose un contact continu du train de sonde avec la paroi du puits.

Des modèles ultérieurs ont ajouté comme objectif de prédire le côté de contact de l'équipement tubulaire avec la paroi, ainsi que le moment de flexion lors de sa déformation au sein du puits. Cela ne pouvait être réalisé qu'en prenant en compte l'effet de la rigidité des éléments du train de sonde, d'où la notion des « modèles rigides ». Dans ce qui suit, nous allons introduire quelques modèles souples et rigides, leurs hypothèses adoptées, ainsi que les avantages et inconvénients de chacun d'entre eux.

I.1.2. Modèles souples

Les modèles souples supposent que le train de sonde est un câble souple qui suit la forme du puits de forage sans aucune résistance. Ils ne tiennent pas compte du jeu radial et la rigidité du train de sonde sur le couple et la traînée. Ce qui suit sont présentés quelques modèles souples pour la prédiction du couple et de traînée.

I.1.2.1. Modèle de Johancsik et al.

Ce modèle est le premier modèle mathématique de prédiction de couple et de trainée dans un puits dévié, et c’est à ce jour le plus utilisé par l’industrie pétrolière. Les auteurs (Johancsik et al., 1984) ont constaté que le frottement du train de sonde avec la paroi du puits est affecté par deux facteurs : la force de contact normal et le coefficient de frottement entre les surfaces de contact. Le produit de ces deux facteurs représente la grandeur de la force de frottement dans le puits. Le train de sonde est considéré comme un câble souple qui repose sur la partie inférieure du puits. Cette affirmation ignore l’effet de la rigidité des tiges, ce qui justifie son appellation de « modèle souple ». La grandeur de la force de contact est supposée être la résultante de la force de gravité et de la force de tension agissant sur le train de sonde dans les zones courbées comme indiqué dans la **Figure I-1**.

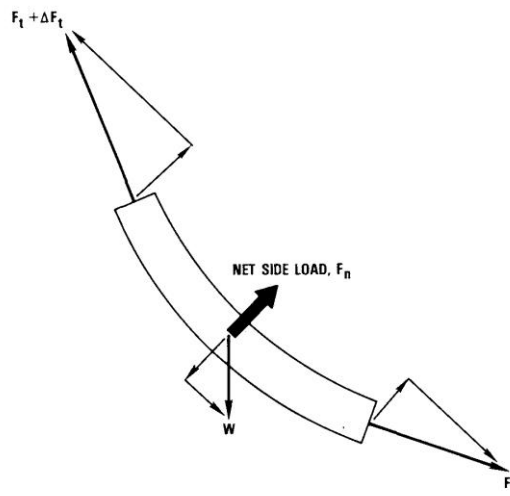


Figure I-1. L’équilibre des forces agissant sur un élément du train de sonde. (Johancsik et al., 1984).

Au facteur de frottement qui dépend de plusieurs facteurs tels que la nature des matériaux en contact et le degré de lubrification sur plusieurs points du puits, est attribuée une seule valeur qui représente tous ces effets. La détermination donc de sa valeur est d’une grande importance pour l’applicabilité de ce modèle.

Le train de sonde est subdivisé en petits tronçons ou éléments interconnectés et le calcul de la force de tension et du couple de torsion se fait pour chaque élément d’une manière incrémentale du fond du puits jusqu’à la surface. Le calcul du couple et de trainée repose sur le calcul de la force de contact qui est la résultante de la force de la pesanteur et les forces de tension agissant sur les deux extrémités de l’élément du train de sonde.

La norme de la force de contact P est :

$$P = \sqrt{(T\Delta A \sin \bar{I})^2 + (T\Delta l + W \sin \bar{I})^2} \tag{Eq. I-1}$$

Avec :

P : Force de contact normale agissant sur l’élément, [N];

T : Force de tension à la partie inférieure de l'élément, [N];
 ΔA : Incrément d'azimut le long de l'élément, [rad];
 ΔI : Incrément d'inclinaison le long de l'élément, [rad];
 \bar{I} : Inclinaison moyenne de l'élément, [rad];
 W : Poids déjaugé de l'élément, [N];

L'incrément de la force de tension ΔT est ainsi donné par :

$$\Delta T = W \cos \bar{I} \pm \mu P \quad (\text{Eq. I-2})$$

Et l'incrément du couple de torsion est :

$$\Delta T_r = \mu P r \quad (\text{Eq. I-3})$$

Avec :

μ : Facteur de frottement ;
 ΔT_r : Incrément du couple de torsion le long de l'élément, [$N.m$];
 r : Diamètre extérieur de l'élément, [m];

Le signe \pm est lié à la nature de l'opération de manœuvre où le signe + représente l'opération de remontée (POOH pour Pulling Out Of Hole), et le - représente l'opération de la descente (RIH pour Running In Hole).

Quant à la longueur de l'élément, (Johancsik et al., 1984) ont constaté que le changement de la longueur de l'élément de 1 à 100 ft (0.3 à 30.5 m) correspond à une différence de seulement 1% des résultats. Ils recommandent ensuite que la longueur de l'élément doive correspondre aux points de mesure utilisés pour le calcul de la trajectoire pour limiter les erreurs attribuées aux approximations mathématiques. Ensuite, s'il s'avère nécessaire d'ajouter un point de calcul intermédiaire, un tel point sera ajouté par interpolation linéaire d'inclinaison et d'azimut en fonction de la profondeur mesurée. Puis ils procèdent à l'application de ce modèle sur trois puits réels pour sa validation donnant une analyse des forces de frottement pour les différentes opérations de forage.

Depuis son développement, ce modèle est devenu un standard de modélisation du couple et de trainée dans l'industrie pétrolière et il reste jusqu'aujourd'hui, le modèle le plus utilisé dû à sa simplicité et de ses résultats fiables pour un grand nombre d'application. Il sert également de référence pour juger de la fiabilité des autres modèles de couple et de trainée.

I.1.2.2. Modèle de Sheppard et al.

(Sheppard et al., 1987) basent leur étude sur le modèle souple développé par (Johancsik et al., 1984) et proposent une amélioration en travaillant avec la tension effective qui prend en considération, l'effet de la pression exercée par le fluide de forage sur le train de sonde. Cette pression effective est donnée par :

$$T_e(s) = T(s) + P_r(s)B(s) \quad (\text{Eq. I-4})$$

$T_e(s)$ est la tension effective au point s du puits;

T est la force de tension,

B est la section du train de sonde, et

P_r est la pression du fluide de forage agissant sur cette dernière.

Ils considèrent également les équations du modèle souple à l'échelle infinitésimale et les écrivent sous forme différentielle comme suit :

$$\frac{dT_e}{ds} = w \cos I(s) \pm \mu \sqrt{\left(T_e \frac{dA}{ds} \sin I(s)\right)^2 + \left(T_e \frac{dI}{ds} + w \sin I(s)\right)^2} \quad (\text{Eq. I-5})$$

Où w représente le poids de l'élément par unité de longueur [N.m^{-1}].

Pour un puits dont la trajectoire est calculée selon la méthode du minimum de courbure, la courbure le long de l'élément du train de sonde sera constante.

On peut donc écrire :

$$\frac{dA}{ds} = \frac{\Delta A}{\Delta s} \quad (\text{Eq. I-6})$$

$$\frac{dI}{ds} = \frac{\Delta I}{\Delta s} \quad (\text{Eq. I-7})$$

L'ensemble de (Eq. I-5) et la condition de tension à la limite inférieure de l'élément constitue un système dont la solution donne l'évolution de la tension le long de l'élément du train de sonde. Ce système n'admet une solution analytique que si la trajectoire du puits est en 2-D ($\Delta A = 0$), ou si le poids du train de sonde est nul ($w = 0$). Les deux formes (discrète et différentielle) donnent des résultats identiques sauf si la méthode de calcul de la trajectoire comprend une courbure variable. Dans ce cas, les (Eq. I-1) et (Eq. I-2) ne seraient plus valides et les gradients d'inclinaison et d'azimut devraient être importés de la méthode de calcul de trajectoire. Les auteurs montrent que la conception de la trajectoire peut servir comme un outil efficace pour la réduction des forces de frottement et ainsi du couple et de la trainée. Cependant, les contraintes pratiques sur la réalisation et l'adaptabilité de chaque trajectoire conçue doivent être également prise en compte.

I.1.2.3. Modèle d'Aadnoy et al.

En se basant sur les équations développées par (Johancsik et al., 1984), (Aadnoy et al., 2010) présentent un modèle souple purement analytique. Ce modèle est basé sur la subdivision de la trajectoire du puits en différentes phases et leur classification selon leurs formes soit droites où courbées. Si la trajectoire est droite, la force de tension ne contribue pas à la force de contact, et le poids sera dominant. En revanche, dans les parties courbées de la trajectoire, la contribution principale à la force de contact est apportée par la force de tension tandis que l'effet du poids est négligeable **Figure I-2**. Ces hypothèses permettent de simplifier les équations de couple et de trainée et d'arriver à une solution analytique pour l'équation différentielle de tension. Les résultats de couple et de trainée pour chaque section sont ensuite sommés pour obtenir les valeurs en surface. Pour le calcul attribué aux sections courbées, les auteurs adoptent la notion de dogleg dans la

dérivation de leurs équations. Le dogleg représente le changement absolu de la direction, c-à-d qu'il dépend du changement d'inclinaison aussi que d'azimut. Cela offre la possibilité d'effectuer les calculs selon des plans arbitraires au lieu d'être restreint aux plans horizontaux ou verticaux et ainsi de modéliser les puits en 2-D et 3-D. Cette approche est une généralisation du méthode proposée par (Aadnoy & Andersen, 1998) qui ne peut que considérer des sections planes du puits soit verticales ou horizontale.

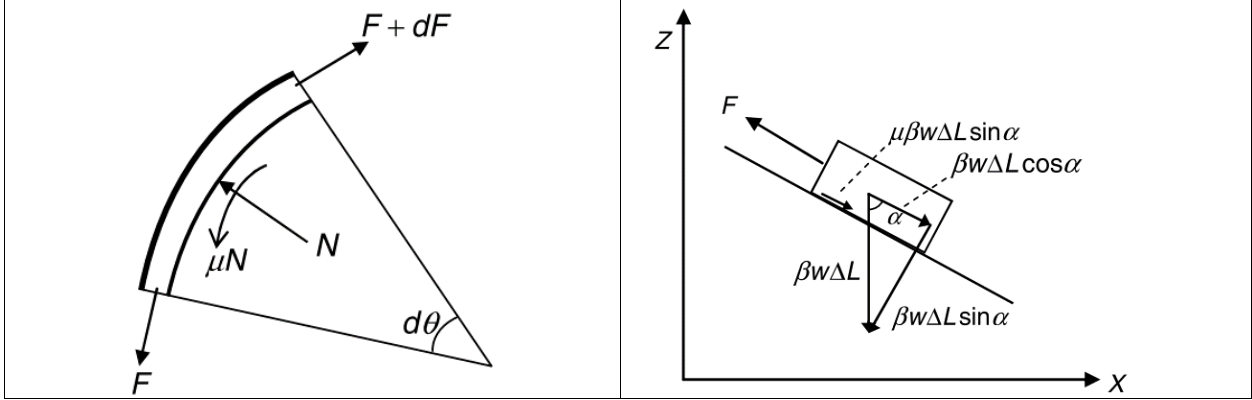


Figure I-2. Équilibre des forces agissant sur un élément du train de sonde y inclus les forces de frottement (Aadnoy & Andersen, 1998)

Les équations :

a) Section droite inclinée :

$$T_2 = T_1 + w\Delta L(\cos I \pm \mu \sin I) \quad (\text{Eq. I-8})$$

$$T = \mu w\Delta L \sin I \quad (\text{Eq. I-9})$$

b) Section courbée :

$$T_2 = T_1 e^{\pm \mu |\psi_2 - \psi_1|} + w\Delta L \left(\frac{\sin I_2 - \sin I_1}{I_2 - I_1} \right) \quad (\text{Eq. I-10})$$

avec ψ l'angle du dogleg auquel appartient la section courbée, donné par :

$$\psi = \cos^{-1}(\sin I_1 \sin I_2 \cos(A_1 - A_2) + \cos I_1 \cos I_2) \quad (\text{Eq. I-11})$$

c) Torque

$$T = \mu r P = \mu r T_1 |\psi_2 - \psi_1| \quad (\text{Eq. I-12})$$

Les auteurs font une distinction entre le mouvement axial du train de sonde sans et avec rotation. Ils constatent qu'une vitesse de rotation importante fait réduire la trainée axiale, et font introduire l'angle β entre les vitesses axiale et radiale :

$$\beta = \tan^{-1} \left(\frac{v_a}{v_r} \right) \quad (\text{Eq. I-13})$$

Avec :

- d) v_a : vitesse axiale de manœuvre, [m/min] ;
- e) v_r : vitesse radiale de rotation, [m/min] ;

Avec l'introduction de l'angle β , les équations de couple et de trainée sont modifiées en conséquence.

Avec rotation du train de sonde

- f) Section droite inclinée :

$$T_2 = T_1 + w\Delta L \cos I \pm \mu w\Delta L \sin I \sin \beta \quad (\text{Eq. I-14})$$

- g) Section courbée :

$$T_2 = T_1 + T_1(e^{\pm\mu|\psi_2-\psi_1|} - 1) \sin \beta + w\Delta L \left(\frac{\sin I_2 - \sin I_1}{I_2 - I_1} \right) \quad (\text{Eq. I-15})$$

- h) Couple de torsion :

$$T_r = \mu r P = \mu r T_1 |\psi_2 - \psi_1| \cos \beta \quad (\text{Eq. I-16})$$

Du fait de la nécessité d'une décomposition géométrique de la trajectoire, ce modèle est adapté pour la phase de planification des puits. Il est utile pour le choix des paramètres de la trajectoire du puits dévié tels que la profondeur du KOP (Kick Off Point), le rayon de courbure de la phase courbée, et la longueur de la phase droite inclinée pour minimiser le couple et la trainée. Un autre avantage de ce modèle est sa simplicité et la possibilité d'obtenir les résultats par un simple tableur. Cependant, ce modèle n'est pas adapté ni pour l'utilisation en chantier pour le suivi du couple et de trainée en temps réel, ni pour l'analyse des données réels après la complétion du puits pour la planification des puits en proximité.

I.1.2.4. Discussion des modèles souples

Il existe peu de diversité des modèles souples, et le modèle le plus utilisé dans l'industrie reste celui développé par (Johancsik et al., 1984) qui est basé sur la projection des forces agissant sur l'équipement tubulaire au sein du puits. En négligeant la rigidité des éléments du train de sonde, les modèles souples ont montrés leurs efficacités témoignés par les industriels et par conséquent, ils donnent des prédictions satisfaisantes de la force axiale et du couple de torsion pour les trajectoires souples avec un temps de calcul réduit. Cependant, quand la géométrie de la trajectoire du puits n'est plus simple, la rigidité des éléments du train de sonde ne peut être ignorée et la fiabilité des modèles souples est remise en question.

En outre, l'hypothèse du contact continu du train de sonde avec la paroi du puits ne permet ni l'analyse du côté de contact, ni de l'effet du jeu radial sur les résultats de trainée et du couple. Cela rend impossible l'estimation de l'état de la paroi du puits et l'usure de tubage au niveau des doglegs importants. L'effet de la tortuosité, qui représente les ondulations indésirables de la trajectoire prévue du puits (Menand, 2013), peut-être mal modélisé du fait qu'un contact continu entre le train de sonde et la paroi du puits dans une zone tortueuse n'est pas réaliste.

Pour sortir de ces vulnérabilités, un nombre d’auteurs ont tenté d’incorporer l’effet de la rigidité de l’équipement tubulaire dans la formulation en introduisant ainsi la notion de « modèles rigides ».

I.1.3. Modèles rigides

Les modèles rigides offrent une méthode plus réaliste pour estimer le couple et la traînée dans les opérations de forage. Ils supposent que le train de sonde se comporte comme une tige rigide qui peut résister à la flexion et au contact avec la paroi du puits. Ces modèles prennent en compte l’effet de la rigidité du train de sonde et du jeu radial sur le couple et la traînée. On passe par la suite en revue quelques modèles rigides.

I.1.3.1. Modèle de Ho

(Ho, 1988) débute par un débat en jugeant de la faiblesse du modèle souple et considère que le fait d’ignorer la rigidité des tiges conduit à la sous-estimation de couple et de traînée. Il propose un modèle qui prend en compte la rigidité des tiges tout en assumant que le train de sonde est en contact continu avec la paroi du puits. L’équilibre des forces et des moments de l’élément infinitésimal présenté dans *Figure I-3* définit un système dont la solution pour chaque élément donne les valeurs de tension et de couple de torsion en surface, ainsi que les forces de contact le long du train de sonde.

Cependant l’auteur n’emploie pas le modèle pour la totalité du puits, mais seulement pour la partie BHA (Bottom Hole Assembly) du train de sonde. Ceci est justifié par le fait que l’effet de la rigidité n’est notable que dans la section des masse-tiges, et est moins prononcé dans la section des tiges lourdes, et négligeable pour la section des tiges de forage. Il attire l’attention sur le fait, que les puits verticaux profonds doivent être traités comme des puits déviés dans le sens où les imperfections du trou de forage conduisent à un contact continu de ce dernier avec le train des tiges ce qui génère du couple et de traînée.

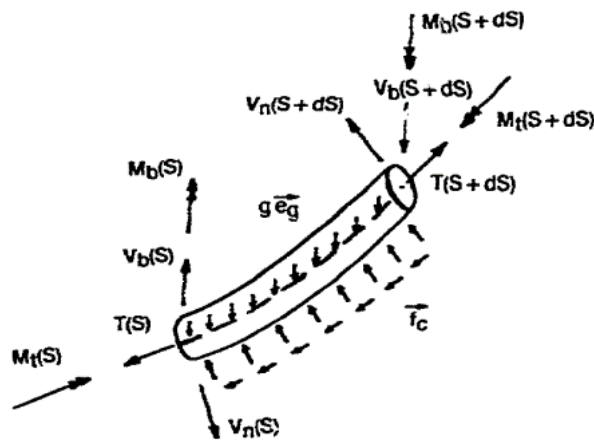


Figure I-3. Équilibre des forces agissant sur un élément du train de sonde (Ho, 1988).

Cela dit, ce modèle rigide adopte toujours l’hypothèse de contact continu du train de sonde avec la paroi du puits. Cette hypothèse valable pour les puits à trajectoire lisse, peut conduire à la

surestimation de la force de contact induite par la rigidité des tiges quand le phénomène de tortuosité est présent.

Un autre problème surgit avec l'hypothèse de contact continu est celui associé à la méthode de calcul de la trajectoire. Une méthode de calcul de trajectoire telle que la MMC (Méthode de Minimum de Courbure) assume que la courbure entre les points de mesure est constante. La trajectoire résultante est lisse (ses tangentes sont continues), mais elle présente des discontinuités dans les points de mesure (Mitchell et al., 2011). A cause du contact continu, cela est traduit en un profil discontinu du moment de flexion.

I.1.3.2. Modèle de Rezmer-Cooper et al.

En considérant que l'hypothèse de contact continu du train de sonde avec la paroi du puits est acceptable quand la trajectoire est suffisamment lisse sans la présence des forts DLS (Dog Leg Severity), elle peut conduire à des résultats erronés de couple et de trainée quand la trajectoire s'enchevêtre. En plus, l'analyse de l'espace annulaire entre le train de sonde et la paroi du puits, ainsi que de la localisation des points de contact n'est pas possible en adoptant cette hypothèse. Pour ces raisons, et dans le but d'effectuer une analyse complète du comportement du train de sonde au sein du puits, il est nécessaire d'employer une méthode de calcul qui sert à localiser les points de contact au fur et à mesure du calcul de couple et de trainée, et c'est ce que (Rezmer-Cooper et al., 1999) ont essayé de réaliser.

Ce modèle commence par la subdivision du train de sonde en plus petits éléments dont chacun a 6 degrés de liberté (3 déplacements et 3 rotations). Un générateur de maillage adaptatif qui tient compte de la courbure du puits (courbure maximale pour un élément étant $1^\circ/30$ m) et de la rigidité des éléments est utilisé pour générer les nœuds. Le contact entre le train de sonde et la paroi du puits est modélisée par des ressorts non-linéaires à chaque nœud générant ainsi une force réactive proportionnelle à l'excès de déplacement des nœuds en dehors des limites du puits. La rigidité d'un ressort représente la rigidité de la formation où a lieu le contact. Ils constatent que la différence principale entre les modèles souple et rigide dans leur représentation du comportement du train de sonde est la façon avec laquelle la force de contact est calculée. Ensuite, ils définissent les composants de la force de contact comme suit :

- a) Poids latéral : C'est la composante du poids de l'élément du train de sonde perpendiculaire à l'axe du puits. Le poids latéral a tendance de forcer le train de sonde vers la partie basse du puits.
- b) Force latérale de courbure : Cette force est le produit de la force de tension avec la courbure de l'élément le long de la zone de contact. C'est la force qu'applique la paroi du puits sur le train de sonde afin de le courber.
- c) Force latérale de flexion : Cette force est similaire à la force latérale de courbure, mais elle est due à la rigidité du train de sonde plutôt que la force de tension. Elle est la force appliquée par le train de sonde déformé sur la paroi du puits pour revenir à son état non-déformé.

Les auteurs expliquent que la courbure du puits et la tortuosité ont un effet important sur la distribution de la force de contact comme indiqué dans la *Figure I-4*. Les deux modèles souple et

rigide donnent des résultats similaires quand la trajectoire n'est pas tortueuse, mais quand ce n'est pas le cas, le modèle souple tend à surestimer la force latérale de courbure, car il assume que la courbure de la garniture est la même que celle de la trajectoire du puits. En revanche, le modèle rigide permet à la courbure de la garniture d'être différente de celle du puits. Par conséquent, les zones de contact sont réduites et la force latérale de courbure est plus réaliste.

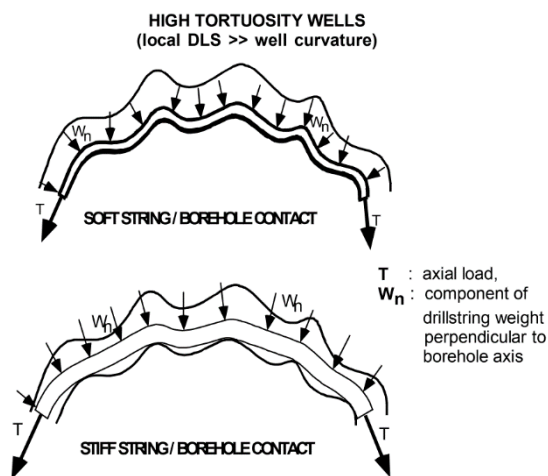


Figure I-4. Différence entre les hypothèses de contact continu et discret dans les zones à forte tortuosité (Rezmer-Cooper et al., 1999).

Cependant, la méthode de résolution utilisée est la méthode des éléments finis non pratique pour les longues garnitures, ainsi que la nature itérative de ce calcul. Ce problème est encore accentué lors du calibrage du coefficient de frottement avec des données réelles par un processus itératif, ce qui nécessite un temps de calcul et des ressources énormes pour réaliser.

I.1.3.3. Modèle de McSpadden & Newman

Dans ce travail, (McSpadden & Newman, 2002) présentent un modèle rigide pour les opérations de coiled tubing (CT) qui tient compte du moment de flexion. Ils insistent que le modèle souple ignore généralement la rigidité du tube, mais avec l'utilisation croissante du CT dans des applications telles que les opérations de workover, il est important de considérer les effets de la rigidité de flexion, en particulier dans le cas de petits rayons de courbure.

Le modèle présenté intègre à la fois la force axiale constante et le poids du tubulaire dans le calcul de la déflexion, du cisaillement et du moment sur la longueur de ce dernier. Les auteurs considèrent des cas spécifiques, tels qu'une section droite du puits ou une section courbée suivie ou précédée d'une section droite, et notent que les solutions sont en fonction des valeurs initiales du moment et de la force de cisaillement, qui doivent être déterminées à partir des conditions aux limites spécifiques supposées pour des cas géométriques différents (**Figure I-5**).

Les auteurs présentent ensuite les résultats de leur analyse, y compris des comparaisons avec les résultats du modèle souple, qui s'avèrent précis pour la plupart des conditions de fond de trou, à moins que le diamètre de l'équipement tubulaire ou des outils ne se rapproche du diamètre du puits. Ils notent également que l'orientation de déroulement du CT à travers une section courbée à

un grand rayon peut avoir un impact sur les résultats, l'orientation vers l'avant étant avantageuse. Les auteurs soulignent l'importance de tenir compte du jeu radial sur les résultats de la force axiale.

Cependant, le modèle n'est valide que pour des géométries prédéfinies avec des conditions aux limites connues. Si la géométrie du puits et ses conditions aux limites sont différentes de celles présentées dans l'article, le modèle peut ne pas être valide et des modifications seraient nécessaires pour le rendre applicable. Toutefois, ce modèle n'est pas adapté à la prédiction de la force axiale le long du train de sonde lors de la réalisation du puits du fait de la géométrie réel imparfaite. Une autre limitation est que le modèle ne donne pas une méthode pour le calcul du couple en surface et se contente du calcul de la force de tension, ce qui est justifiable pour le cas d'un CT. En plus, ce modèle n'adopte pas l'hypothèse du contact continu du CT avec la paroi du puits et il ne fournit pas une méthode dynamique pour le calcul des points de contact. Ainsi, il se limite à prédéfinir les points de contact pour certaines géométries du puits.

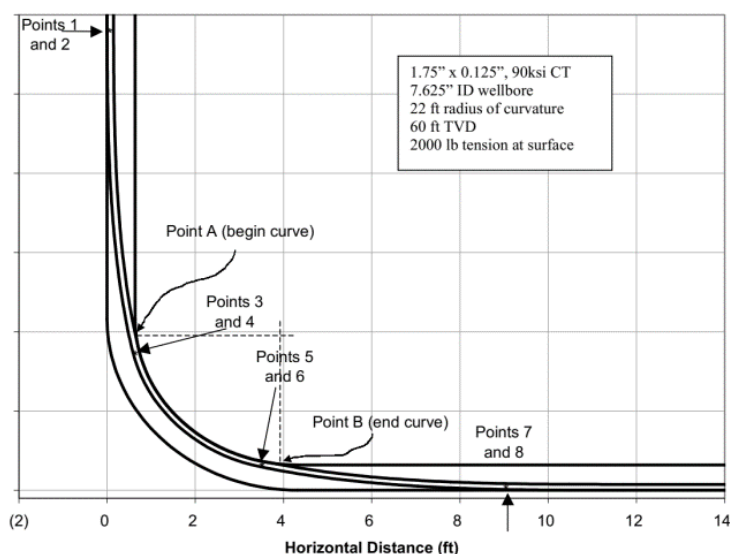


Figure I-5. Exemple des points et des section de contact dans un puits horizontal (McSpadden & Newman, 2002).

I.1.3.4. Modèle de Mitchell et al.

(Mitchell et al., 2015) ont proposé un modèle en supposant que la garniture de forage n'est en contact avec la paroi du puits qu'en des points discrets. Ces derniers sont choisis comme des tool-joints. Les forces de contact et de frottement sont concentrées aux points de contact et non distribuées. Pendant que les tool-joints sont fixé en position, ils peuvent tourner d'une manière indépendante de l'orientation du puits aux points de contact ce qui permet d'éviter le problème de discontinuité du moment de flexion lors de l'utilisation d'une méthode de calcul de trajectoire qui assume une courbure constante entre les points de mesure. Puis, si un élément de la garniture de forage sort des limites du puits après le calcul de sa déformation, un point intermédiaire est ajouté à l'élément qui est en contact tangentiel avec la paroi du puits, et son déplacement latéral est recalculé comme indiqué dans la **Figure I-6**.

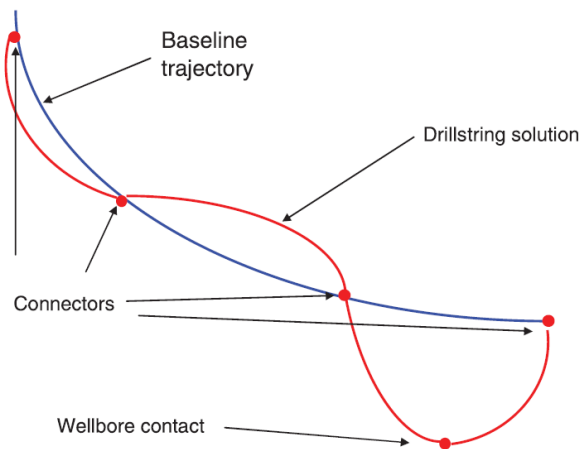


Figure I-6. Principe du modèle proposé (Mitchell et al., 2015).

La méthode consiste à énoncer un problème aux limites avec des conditions en surface (pente nulle) et au fond (moment de flexion nul). Le système résultant qui comporte une matrice diagonale est résolu par un algorithme spécialisé. Cette méthode de calcul est reconnue pour d'être stable et adaptée au problème du fait que les déplacements des extrémités des éléments de la garniture sont déjà connus grâce à l'hypothèse de contact discret adoptée. Le modèle atteint la solution d'une manière itérative due à la relation couplée entre la force de tension et les forces de contact et de frottement générées. Ensuite, les auteurs comparent leurs résultats avec ceux du modèle souple pour un puits décrit par (Johancsik et al., 1984). Les résultats de comparaison indiquent que leur modèle et le modèle souple donnent des résultats similaires en termes de force axiale et de contact pour le même facteur de frottement. En termes de couple de torsion, la valeur du facteur de frottement devrait être légèrement réduite pour correspondre aux résultats originaux. Puis, ils appliquent leur modèle sur des données réelles d'un puits de test. Dans ce cas, leur modèle a généré des facteurs de frottement moindre que ceux générés par le modèle souple. Ils justifient ce résultat par le fait que la trajectoire du puits en question comporte une zone à haute courbure impliquant une augmentation de la force de contact due au moment de flexion résultant.

Bien que le temps de calcul de leur modèle ne soit pas explicitement mentionné, les auteurs indiquent qu'il est d'environ 100 fois plus long que celui du modèle souple. Contrairement à ce dernier, il suppose que le contact du train de sonde avec la paroi du puits arrive à des points discrets, notamment les tool-joints, ce qui est plus réaliste. Cependant, ils notent que les tool-joints sont supposés être fixes en position tout en leur permettant de tourner. Néanmoins, en pratique, le train de sonde peut ne pas être en contact avec la paroi sur de longues sections du puits, ce qui rend cette hypothèse irréaliste et inadéquate pour la gestion de contact.

I.1.3.5. Modèle d'Abughaban et al.

L'une des problèmes de l'hypothèse du contact continu du train de sonde avec la paroi du puits et la prise en compte de la rigidité du train de sonde en même temps est les discontinuités qui apparaissent dans le moment de flexion du fait de la courbure constante entre les points de mesure supposée par les méthodes de calcul de la trajectoire telle que la MMC. Pour remédier à ce problème, (Abughaban et al., 2017) ont adopté pour le calcul de la trajectoire la méthode

d'« Advanced Spline Curves » (ASC) qui comporte une courbure variable dont les dérivées première et deuxième subsistent. Le modèle comporte donc la courbure de la trajectoire, sa dérivé, la torsion géométrique et la rigidité de flexion du train de sonde. La base physique de ce modèle est obtenue par des équations d'équilibre des forces et des moments du modèle souple (**Figure I-7**).

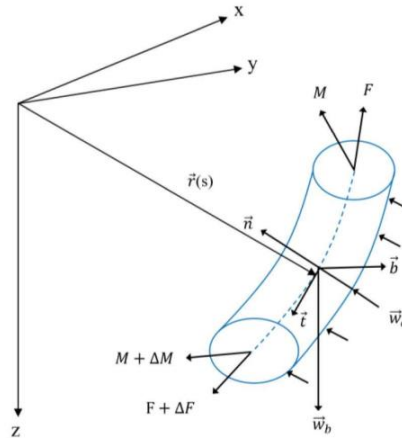


Figure I-7. Équilibre des forces et des moments pour un élément du train de sonde (Abughaban et al., 2017).

Ceci dit, en pratique, la méthode de calcul de la trajectoire ASC était trouvée moins précise quand le nombre de points de mesure est limité. En outre, l'utilisation des expressions symboliques pour l'intégration des équations et la détermination des positions des points de mesure a montré être plus couteuse en termes de temps de calcul comme indiqué dans le **Tableau I-1**.

De plus, l'hypothèse du contact continu du train de sonde avec la paroi du puits est toujours adoptée ce qui ne permet pas l'analyse de l'effet du jeu radial sur les résultats de couple et de trainée, ainsi que l'analyse des zones de contact pour des intérêts éventuels tels que l'estimation de l'usure de tubage et la formation des key-seats.

Tableau I-1. Comparaison des temps de calcul et position du fond du puits entre les méthodes MMC et ASC pour 63 et 351 points de mesure. TVD (True Vertical Depth) représente la profondeur verticale.

Nombre de points de mesure	Méthode de calcul	Temps de calcul (s)	Position du fond de puits, [TVD (m), déplacement latéral (m)]
63	ASC	2.011	[2568.526, 2038.487]
63	MMC	0.011	[2585.266, 2028.101]
351	ASC	51.173	[2568.283, 2038.206]
351	MMC	0.017	[2568.526, 2038.487]

I.1.3.6. Discussion des modèles rigides

Les modèles rigides permettent d'obtenir des résultats plus précis comparés aux modèles souples dans le cas des trajectoires non lisses où la rigidité des éléments du train de sonde joue un rôle important dans la détermination de la déformation du train de sonde et de la grandeur des forces de contact. Cependant, la considération de la rigidité du train de sonde rend la formulation du problème compliquée, ce qui a conduit les auteurs à adopter une multitude d'approches basées sur

des hypothèses simplificatrices diverses attribuant à chaque modèle des avantages et des limitations.

Une hypothèse qui reste souvent adoptée est celle du contact continu du train de sonde avec la paroi du puits. Cette hypothèse peut conduire à des résultats plus erronés que dans le cas des modèles souples, en surestimant les forces de contact du fait de la rigidité des équipements tubulaires. Cette approche ne permet pas également d'analyser le côté du contact ou l'effet du jeu radial sur le calcul du couple et de trainée. D'autres modèles rigides supposent que le contact ne se fait qu'à des points discrets (tool-joints), ou que les points de contact sont inconnus et à déterminer par la méthode des éléments finis. Pendant que ces modèles donnent des résultats plus précis, ils sont compliqués et nécessitent un temps de calcul et des ressources importants.

I.2. Intelligence artificielle

I.2.1. Apprentissage automatique dans le forage

Ces dernières années, les modèles d'apprentissage automatique sont devenus de plus en plus populaires dans diverses applications industrielles, y compris l'industrie pétrolière et gazière. La capacité d'apprendre à partir de données et de faire des prédictions basées sur ces données fait de l'apprentissage automatique un outil attrayant pour résoudre des problèmes complexes. Cette recherche bibliographique vise à fournir un aperçu de la recherche existante sur l'utilisation des modèles d'apprentissage automatique dans le domaine de forage pétrolier en général, et pour la prédiction du poids au crochet en particulier.

Les modèles d'apprentissage automatique offrent un nombre d'avantages par rapport aux modèles traditionnels soit analytiques ou numériques, tels que la flexibilité en termes d'entrées, la précision des prédictions et la capacité de trouver les tendances cachées. L'apprentissage automatique a connu nombreuses applications dans le domaine de forage tels que la prédiction des propriétés du fluide de forage, des paramètres hydrauliques, des paramètres de forage, et des problèmes de forage (Zhong et al., 2022).

Les propriétés physiques et chimiques du fluide de forage, à savoir la densité et la viscosité, ont un effet direct sur la performance de forage et les pertes de charges dans l'espace annulaire. Le contrôle manuel de ces propriétés est ardu et peut-être sujet à l'erreur humaine. Pour cela, de nombreuses études ont exploré l'utilisation de l'apprentissage automatique pour prédire les diverses propriétés du fluide de forage telles que la densité (Ahmadi et al., 2018), le filtrat (Jeirani & Mohebbi, 2006) et la viscosité (Abdelgawad et al., 2019). Parmi les différents modèles d'apprentissage automatique, le modèle ANN (Artificial Neural Network) est le modèle le plus adopté, avec les entrées les plus utilisées étant la densité initiale du fluide de forage, la pression de refoulement et la température.

L'apprentissage automatique a été également largement appliqué pour prédire les paramètres hydrauliques lors du forage. La bonne prédiction de ces paramètres permet d'éviter la fracturation des formations, d'éviter le pistonnage soit vers le haut ou vers le bas, et d'assurer le bon nettoyage du puits. Les études dans ce domaine portent généralement sur la prédiction de pression (Barati-Harooni et al., 2016) et de l'évaluation du transport des déblais (Kamyab et al., 2016). Le modèle

le plus utilisé dans ces études est encore le ANN dont les paramètres rhéologiques du fluide de forage sont les entrées les plus communes.

Plusieurs paramètres sont contrôlés et enregistrés lors du forage tels que le ROP (Rate Of Penetration), le WOB (Weight On Bit), et le RPM (Revolutions Per Minute). Le contrôle de ces paramètres permet de prendre des décisions en temps-réel afin d'optimiser le processus de forage et de détecter les anomalies. L'application des techniques d'apprentissage automatique pour le contrôle des paramètres de forage a été concentrée principalement sur la prédiction et l'optimisation du ROP (Al-Abdul Jabbar et al., 2018). Pour le côté de prédiction, le modèle ANN est encore le plus utilisé pour cette catégorie. Pour l'optimisation, des algorithmes d'optimisation tels que le simplex, la recherche aléatoire ou *random search*, et l'optimisation par essaims particuliers (PSO pour *Particle Swarm Optimization*) ont été utilisés pour la sélection des paramètres menant au ROP optimal. La prédiction des paramètres de forage, étant une tâche complexe, nécessite l'incorporation des entrées divers y compris les données du fluide de forage, les données du train de sonde et de l'outil, ainsi que les données des formations forées.

Une pléthore des problèmes peut survenir lors du forage tels que le coincement des équipements tubulaires, les pertes de circulation et les situations de contrôle du puits. Les pertes de circulation sont un problème fréquent et complexe dans le forage qui peut entraîner d'autres problèmes tels que les éruptions, les coincements des équipements tubulaires et la perte de temps. La détection et le traitement précoces de ce problème sont cruciaux pour le succès du puits et la sécurité de l'appareil de forage. Les modèles de l'apprentissage automatique appliqués à cette catégorie ont l'un des deux objectifs, soit la prédiction des incidents de pertes (Alkinani et al., 2020), soit la prédiction de la sévérité ou types (partielle, totale, ...) des pertes (Abbas, Bashikh, et al., 2019). Les modèles les plus couramment utilisés dans ces études sont encore les modèles ANN et SVM (Support Vector Machines), ces derniers fournissant de meilleurs résultats pour les mêmes bases de données dans la plupart des cas. Autres modèles utilisés incluent les DT (Decision Trees), les RF (Random Forest) et la Régression Logistique. Les entrées les plus courantes dans ces études comprennent les propriétés des fluides de forage, les paramètres de forage, les propriétés des formations et les informations sur le puits (diamètre et l'emplacement). Cependant, un bon nombre de ces études ne fournissent pas d'informations détaillées sur les bases de données utilisées pour entraîner les modèles, et certaines rapportent un déséquilibre entre les classes, les points de forage normaux (sans perte de circulation) étant significativement plus nombreux que les points représentant des pertes de circulation, ce qui affecte négativement la capacité prédictive des modèles.

Une venue est l'afflux indésirable des fluides de formations dans le trou pour des différentes raisons telles que le forage d'une formation ayant une pression anormalement élevée, l'insuffisance de la densité du fluide de forage, et le pistonnage. La détection tardive d'une venue peut résulter en des situations catastrophiques telles que les éruptions et les dommages aux équipements, personnel, et l'environnement. Une fois qu'une venue est détectée, peu de temps est disponible pour le personnel de l'appareil de forage pour la mise en contrôle du puits soulignant l'importance de la détection rapide des venues. En se basant sur les informations normales de forage, la plupart des études de cette catégorie se sont concentrées sur l'identification des scénarios

de venues sous la forme d'un problème de classification (Osarogiagbon et al., 2020; Yang et al., 2019). D'autres études se sont concentrées sur prédiction de la défaillance de l'obturateur d'éruption (Cai et al., 2012). Même dans cette catégorie, les ANN sont les modèles les plus utilisés entre autres tels que le Réseau Bayésien (RB) et les modèles DT, RF et SVM. Les entrées les plus communes pour ces modèles sont les propriétés des fluides de forage et les paramètres de forage, bien que peu d'informations sur les bases de données utilisées soient fournies dans la plupart des études.

Quant au problème de coincement, un nombre d'études a été élaborées explorant l'application de l'apprentissage automatique pour la prédiction de tel problème (Abbas, Almubarak, et al., 2019; Al Dushaishi et al., 2021; Alshaikh et al., 2019; Elmousalami & Elaskary, 2020). Les modèles les plus utilisés sont les modèles ANN et SVM et les entrées les plus communes sont les paramètres de forage (WOB, poids au crochet, torque, RPM, ...), les propriétés du fluide de forage (viscosité, gel, ...) et les renseignements du puits (profondeur, inclinaison, diamètres, ...). Cependant, des données liées à la lithologie sont également utilisées, malgré rarement, pour la prédiction du coincement par pression différentielle. Dans la plupart de ces études, le modèle SVM a surpassé le modèle ANN en termes de précision, ce qui peut être attribué à la taille réduite des bases de données utilisées avec lesquelles le modèle SVM performe le mieux.

I.2.2. Prédiction du couple et de la trainée en temps réel

Les premiers essais pour la prédiction en temps réel du couple et de la trainée ont été basés sur les modèles physiques et la comparaison des valeurs actuelles avec les valeurs prédites par lesdits modèles. En se basant sur le modèle souple, (Falconer et al., 1989) ont tenté de prédire les problèmes de forage tels que le coincement du train de sonde et le mauvais nettoyage du trou en calculant le facteur de frottement pendant l'opération de forage pour l'évaluation des conditions au fond du puits. Cependant, cette approche est basée toujours sur le calage du facteur de frottement ce qui peut s'avérer difficile. Le modèle de base étant le modèle souple, cette approche est ainsi basée toujours sur des hypothèses et des simplifications, qui peuvent ne pas représenter avec précision l'environnement de forage complexe.

Dans leur étude, (Reiber et al., 1999) soulignent l'importance de la surveillance en temps réel du couple et de la trainée lors des opérations de forage. Au lieu de la comparaison des valeurs du poids au crochet et du couple en surface avec les valeurs précalculées lors de la phase de planification, les auteurs proposent une application qui permet le suivi du facteur de frottement dans les conditions de forage actuelles en recalculant les valeurs de ce facteur avec un modèle rigide et en comparant les résultats avec les valeurs actuelles. L'application fournit également des recommandations pour optimiser les performances de forage en fonction de l'analyse des données de couple et de trainée. Ces recommandations incluent l'ajustement des paramètres de forage tels que le poids sur le trépan, la vitesse de rotation, le débit, les propriétés de la boue, etc. Cela peut potentiellement réduire les incertitudes associées au calcul du couple et de la trainée, optimiser le processus de forage et réduire les coûts encourus. Néanmoins, cette approche dépend toujours du calage du facteur de frottement avec les données en surface pour estimer l'état du puits, ce qui introduit plusieurs incertitudes. Les auteurs impliquent ainsi l'utilisation des données de fond tels

que le WOB et le TOB (Torque On Bit) comme des conditions aux limites, ce qui ne peuvent pas être toujours disponibles en pratique.

Plutôt que prédire les valeurs du couple et de la trainée en utilisant des modèles mathématiques et les comparer avec les valeurs réelles en callant le facteur de frottement, (Kucs et al., 2008) proposent d'analyser les tendances des valeurs du couple et de la trainée afin d'éviter la difficulté liée au calage du facteur de frottement et la détermination des valeurs normales. Cependant, le suivi des tendances des valeurs seulement présente un nombre d'inconvénients. Tout d'abord, le pouvoir prédictif de cette approche est limité du fait qu'il n'est pas possible de fournir des prédictions du comportement futur du système. De plus, il n'y aura aucun aperçu des relations causales entre les variables du système, ce qui rend difficile de comprendre les raisons des changements de tendance.

(Hegde et al., 2015) essaient d'utiliser le modèle RF pour la prédiction du couple de la trainée sous la forme d'un problème de régression. Ils essaient également de prédire les conditions de forage, soit idéales ou non, par l'analyse des tendances dans le couple en utilisant le modèle SVM sous la forme d'un problème de classification. Les auteurs font références aux données de lithologie pour isoler les formations forées et entraîner un modèle pour chacune d'elles. Cette approche améliore les prédictions des modèles du fait de l'intervalle limité de prédiction et de l'atténuation des changements du facteur de frottement dus aux changements de formations. Cependant, ce genre de données peut s'avérer difficile à procurer lors du forage, ce qui présente un obstacle pour l'implémentation de cette solution en temps réel. Les auteurs parlent du temps de prédiction, c'est-à-dire le temps que fait le modèle pour fournir les résultats à partir des entrées, mais ils ne fournissent aucune mention du temps d'entraînement ce qui est un facteur déterminant de l'adaptabilité du modèle aux applications en temps réel. Les auteurs ont également adopté l'approche d'entraîner le modèle en utilisant des données historiques, et de l'utiliser pour prédire le couple et la trainée dans les puits futurs ce qui peut mener à des prédictions erronées du fait de la nature dynamique et stochastique du processus de forage.

(Cao et al., 2020) proposent une solution de transformation numérique pour résoudre le problème de la numérisation des données de puits, qui permet une modélisation automatisée en temps réel du couple et de la trainée pendant les opérations de forage. Leur solution proposée consiste à intégrer des modèles physiques de couple et de trainée (souples et rigides) avec un système d'analyse de forage en temps réel qui peut traiter à la fois des données de puits en temps réel et numérisées. Le système est dit d'offrir aux ingénieurs de forage la possibilité d'effectuer des recalculs, des analyses comparatives et des étalonnages de friction. L'objectif principal de la solution proposée est de réduire le temps et le coût de génération et d'analyse des données de couple et de trainée modélisées et réelles pendant le processus de forage, tout en réduisant les risques opérationnels. Cependant, cette approche n'incorpore pas les techniques d'apprentissage automatique et est toujours basée sur les modèles physiques de couple et de trainée présentant les inconvénients déjà cités, et il reste toujours le besoin d'une approche qui assure plus de précision dans cette tâche délicate.

I.3. Conclusion

Le calcul du poids au crochet et du couple de torsion est une tâche essentielle dans le contexte du forage directionnel. Afin de prédire les frottements issus du contact du train de sonde avec la paroi du puits, de nombreux modèles physiques ont été développés par l'industrie pétrolière et autres laboratoires spécialisés. Ils peuvent être classés en deux types : les modèles souples et les modèles rigides.

Les modèles souples calculent la force axiale le long du train de sonde et le couple de torsion par la projection des forces en supposant un contact continu avec la paroi du puits. Ces modèles sont simples, rapides et donnent des résultats acceptables pour les trajectoires lisses. C'est pour cela qu'ils restent populaires au sein de l'industrie pétrolière. Cependant, ils négligent la rigidité des équipements tubulaires, ce qui peut fausser leurs résultats dans les trajectoires à doglegs importants ou à tortuosité locale. Ils ne permettent pas également d'explorer l'effet de l'espace annulaire sur la force axiale et le couple de torsion.

D'autre part, les modèles rigides sont plus précis et permettent d'analyser plus profondément le comportement du train de sonde au sein du puits. En outre, un nombre important de ces modèles adopte toujours l'hypothèse du contact continu tout en prenant en compte la rigidité des équipements tubulaires, ce qui peut conduire à une mauvaise estimation de la force de contact et par la suite de la force axiale et du couple de torsion. Certains de ces modèles emploient la méthode des éléments finis, qui est connue pour être couteuse en termes de temps et de ressources de calcul.

Finalement, tandis qu'il y avait des tentatives pour l'emploi de l'apprentissage automatique pour l'estimation des frottements du train de sonde avec la paroi du puits, il existe peu d'études dans la littérature sur ce sujet, ce qui souligne le besoin de recherches supplémentaires. L'utilisation de modèles d'apprentissage automatique permettrait de prédire le couple et la traînée en temps réel avec précision, ce qui faciliterait la détection des anomalies de forage et améliorerait l'efficacité et la sécurité de ce dernier.

CHAPITRE II - GÉNÉRALITÉS SUR LE FORAGE

Chapitre II. Généralités sur le forage

II.1. Histoire de forage des puits pétroliers

Le forage est une technique ancienne pour extraire le pétrole et le gaz du sous-sol. Des puits pétroliers existaient déjà en Chine en l'an 347, et ils existent des traces de forage pétrolier au Japon en l'an 600. Le premier puits spécifiquement destiné à l'extraction des hydrocarbures aux États-Unis a été foré par Edwin L. Drake en 1859 à Titusville, en Pennsylvanie. À cette période, la technique de forage reposait principalement sur la chute d'un outil fixé à une tige lourde, qui était suspendue par un câble à un balancier. L'outil fracturait les roches par des impacts successifs, et le processus continuait. Pour progresser dans le forage, il fallait débarrasser le puits des morceaux de roches brisées. Pour cela, le puits était rempli d'eau, et la boue obtenue était retirée avec un outil cylindrique doté d'un clapet au fond. Cette technique de forage s'appelle le forage par battage. Ce n'est qu'au début du XXème siècle que le forage rotary a été efficacement utilisé dans le domaine pétrolier par Patillo Higgins et Anthony Francis Lucas qui ont foré un puits de profondeur finale de 353 m en utilisant une combinaison d'un outil rotatif et de l'injection continue de boue (Nguyen, 1993). La production du puits réalisé, appelé le Puits de Lucas Spindletop, qui a dépassé à l'époque la production totale des États-Unis a montré au monde l'efficacité des appareils rotary pour le forage des puits dans les formations tendres où le forage par battage ne pouvait atteindre que des faibles profondeurs. Le forage de ce puits a ainsi marqué la naissance de l'industrie pétrolière moderne (Mitchell et al., 2011).

II.2. Forage Rotary

Le forage rotary est la méthode la plus largement utilisée pour forer des puits dans l'industrie pétrolière. Cela implique l'utilisation d'un trépan rotatif attaché à une garniture de forage pour percer un trou dans le sous-sol. Le train de sonde est composé de tiges de forage, de masse-tiges et de divers types de trépans, qui tournent lorsqu'ils pénètrent dans le sol.

Le processus de forage rotatif commence par l'assemblage du train de sonde, qui est descendu dans le trou par un système de levage. Le trépan au bas de la colonne est entraîné en rotation généralement à travers la table de rotation, qui est située à la surface ou par un moteur de fond situé juste au-dessus du trépan. Au fur et à mesure que ce trépan tourne, il broie la roche et le sol, créant un trou qui s'approfondit progressivement. Le fluide de forage, un mélange d'eau, d'argile et d'autres additifs, est pompée dans le train de sonde pour refroidir et lubrifier le trépan et transporter les déblais broyés à la surface.

La boue de forage joue également un rôle essentiel dans le contrôle de la pression au sein du puits, connue sous le nom de pression hydrostatique, qui aide à prévenir les éruptions. Pour maintenir la pression hydrostatique correcte, la densité et le débit de la boue sont soigneusement surveillés et ajustés en temps réel, à l'aide de capteurs et de systèmes de contrôle sophistiqués. Ces capteurs peuvent également fournir des données en temps réel sur les performances de forage, y compris le couple et la traînée sur le train de sonde, qui peuvent être utilisées pour détecter les anomalies de forage, telles que le blocage et la rupture d'équipement tubulaire.

II.3. Six systèmes principaux dans un appareil de forage

Bien que les appareils de forage rotary diffèrent considérablement par leur apparence extérieure et leur méthode de déploiement, tous les appareils rotary ont le même équipement principal de forage. Les principaux systèmes dans un appareil de forage rotary sont :

II.3.1. Système d'énergie

Les appareils de forage ont des besoins en puissance élevés. L'équipement qui nécessite de l'énergie comprend entre autres les équipements de levage, les pompes à boue, et le système de rotation. La majorité de la puissance nécessaire pour le fonctionnement des appareils de forage est consommée par les systèmes de levage et de circulation du fluide de forage. Les autres systèmes ont des besoins en puissance beaucoup plus faibles. Comme les systèmes de levage et de circulation ne sont généralement pas utilisés simultanément, les mêmes moteurs peuvent remplir les deux fonctions. Les premiers appareils de forage étaient principalement alimentés par de la vapeur. Cependant, en raison de la consommation élevée de carburant et de la difficulté de déplacer les gros équipements de chauffage nécessaires, les appareils de forage alimentés par de la vapeur sont devenues impraticables. Les appareils de forage modernes sont alimentés par des moteurs diesel à combustion interne et sont généralement de type électrique diesel ou de type entraînement direct, en fonction de la méthode utilisée pour transmettre la puissance aux différents systèmes de l'appareil.

Les appareils de forage à moteurs diesel électriques qui sont les plus employés utilisent les moteurs principaux de l'appareil pour produire de l'électricité, qui est ensuite utilisée pour alimenter les différents systèmes de l'appareil. Les moteurs électriques sont utilisés pour effectuer le travail nécessaire, grâce à une plage de vitesse et de couple adaptée aux opérations de levage et de circulation. Les composants de l'appareil sont conçus de manière modulaire, ce qui permet une flexibilité dans leur placement et une utilisation optimale de l'espace. L'alimentation électrique permet également un système de contrôle simple et flexible, avec une capacité de régler la puissance de manière douce pour minimiser les problèmes de chocs et de vibrations.

Les anciens appareils à entraînement direct transmettent la puissance des moteurs à combustion interne à travers des engrenages, des chaînes, des courroies et des embrayages plutôt que par l'intermédiaire de générateurs et de moteurs électriques. Le coût initial d'un système d'alimentation à entraînement direct est généralement inférieur à celui d'un système diesel-électrique similaire.

II.3.2. Système de levage

Le système de levage a pour fonction de permettre le mouvement de descente ou de remontée, dans ou hors du trou, des tiges de forage, des colonnes de tubage et d'autres équipements de fond. Les principaux éléments composant ce système sont :

- Le derrick et la sous-structure,
- Les mofles,
- Le treuil.

Les deux opérations de forage de routine effectuées avec le système de levage sont la réalisation d'une connexion et l'opération de manœuvre. Établir une connexion se réfère au processus périodique de nouvelle tige de forage au fur et à mesure que le trou s'approfondit. Effectuer une

manœuvre fait référence à la procédure consistant à retirer les tiges de forage du trou pour remplacer une partie de l'assemblage de fond (BHA), puis à les replacer au fond du trou. Une manœuvre est généralement effectuée pour remplacer un outil usé.

L'ensemble du moufle fixe, du moufle mobile, et du câble de forage composent le système de mouflage. La fonction principale de ce système est de fournir un avantage mécanique pour faciliter la manipulation de charges lourdes (**Figure II-1**). L'avantage mécanique R_m d'un système de mouflage est simplement le rapport entre la charge supportée par le moufle mobile P_{cr} par rapport à la charge imposée au treuil de forage P_{tr} .

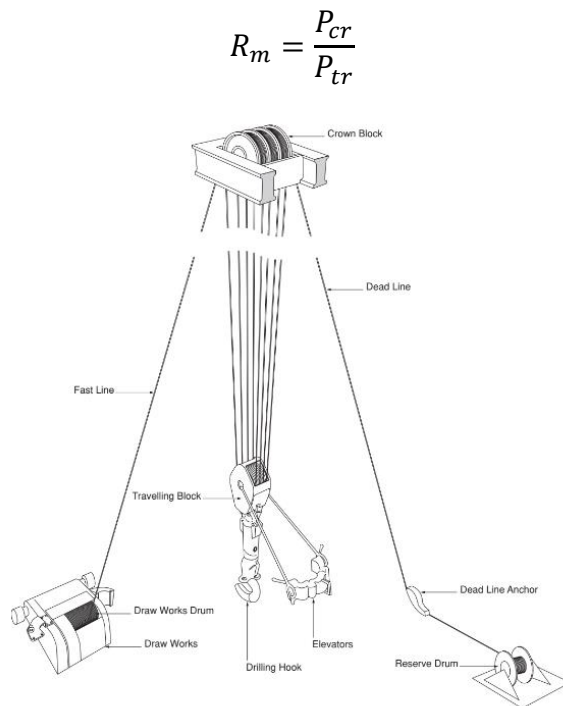


Figure II-1. Système de levage dans un équipement de forage rotary (Azar & Samuel, 2007).

La connaissance du poids au crochet est un aspect essentiel des opérations de forage dans l'industrie pétrolière. Cette connaissance est cruciale pour contrôler le processus de forage, éviter les défaillances d'équipement et maximiser l'efficacité des opérations de forage. La mesure du poids au crochet se fait par des cellules de mesure installées au niveau de l'attache du câble de forage au réa, ou au niveau du moufle fixe. Cependant, cette méthode de mesure indirecte induit des erreurs dues principalement aux :

- Poids du flexible d'injection et des équipements auxiliaires attachés au top drive,
- Frottement statique et dynamique au niveau des poulies des moufles,
- Forces de gravité et d'inertie associées au mouvement et rotation du train de sonde.

Pour remédier à ce problème, des systèmes de mesure récemment développés sont installés directement au niveau de l'obturateur interne IBOP (Internal Blow Out Preventor) du top drive permettant d'obtenir des valeurs plus précises de poids au crochet en éliminant les incertitudes liées aux méthodes des mesures indirectes (Eric et al., 2015). Ces systèmes restent encore rares, et la plupart des appareils de forage incorporent le système de mesure conventionnel.

II.3.3. Système de circulation

Une des principales fonctions du système de circulation de fluide de forage est d'évacuer les déblais de formations forées du trou lorsque le forage progresse. Le fluide de forage est généralement une suspension d'argile et d'autres matériaux dans l'eau, connue sous le nom de boue de forage. La boue de forage est acheminée :

- a) des bacs vers la pompe à boue,
- b) de la pompe à travers les connexions haute pression à la surface jusqu'au train de sonde,
- c) à travers le train de sonde jusqu'au trépan,
- d) à travers les duses du trépan et remontant par l'espace annulaire entre le train de sonde et le trou jusqu'à la surface,
- e) à travers l'équipement de traitement pour éliminer les contaminants, pour finir dans le bac d'aspiration.

Les éléments clés du système de circulation d'un appareil de forage comprennent les pompes à boue, les bacs à boue, les appareils de mélange de boue, et les équipements de traitement pour éliminer les contaminants. Les pompes à boue utilisent généralement des pistons alternatifs à déplacement positif. Les pompes à deux cylindres (duplex) et à trois cylindres (triplex) sont les plus courantes. Les pompes duplex sont généralement des pompes à double effet qui fonctionnent dans les deux sens, tandis que les pompes triplex sont des pompes à simple effet qui fonctionnent uniquement dans un sens. Les pompes triplex sont plus puissantes, plus compactes, ont des pulsations de pression de sortie moins importantes et sont moins chères à utiliser. Pour ces raisons, la majorité des pompes mises en service sont de type triplex.

Les pompes volumétriques alternatives ont de nombreux avantages, notamment:

- la capacité à déplacer des fluides à haute teneur en solides chargés d'abrasifs,
- la possibilité de pomper des particules volumineuses,
- une utilisation et une maintenance simples,
- une fiabilité élevée,
- la capacité à fonctionner à des pressions et des débits variés en modifiant les dimensions des chemises de pompe et des pistons.

Généralement, deux pompes à boue sont installées sur l'appareil de forage. Pour les sections peu profondes du puits ayant de gros diamètres, les deux pompes peuvent être utilisées simultanément pour fournir les débits nécessaires. Dans les sections les plus profondes du puits, une seule pompe suffit, et la deuxième pompe peut être utilisée en cas de maintenance sur la première.

II.3.4. Système de rotation

Le système de rotation est responsable de la rotation de l'outil lors du forage. Il comprend des éléments tels que la table de rotation, la tête d'injection, la tige d'entraînement, et les tiges de forage qui sont connectés pour permettre la transmission du mouvement de rotation. La tête d'injection est un point de connexion important entre le système de circulation et le système de rotation. Elle offre de l'étanchéité pour permettre d'établir la circulation du fluide de forage sous pression pendant la rotation du train de sonde. La tige d'entraînement est le premier tube sous la

tête d'injection, et possède une section transversale extérieure carrée ou hexagonale pour permettre l'entraînement facile. Le couple est transmis à la tige d'entraînement par le carré d'entraînement, qui se fixe à l'intérieur de la fourrure principale de la table de rotation. Pendant les opérations de forage, une nouvelle tige est ajoutée sous la tige d'entraînement à chaque connexion.

Les appareils de forage modernes utilisent un système de top drive pour remplacer les anciens équipements comme la tige d'entraînement, le carré d'entraînement, et la table de rotation. La rotation du train de sonde est réalisée par des moteurs hydrauliques ou électriques. Le top drive est suspendu au crochet et peut monter et descendre le long du derrick. Cela permet de forer avec des longueurs de tiges (deux, trois ou quatre), plutôt qu'avec des simples, ce qui réduit considérablement le temps nécessaire pour l'ajout des tiges. En plus de gagner du temps, un système de top drive permet de réinitialiser la circulation du fluide ou la rotation du train de sonde plus rapidement en cas de problème, ce qui réduit les risques de coincement.

II.3.5. Système de contrôle du puits

Le système de contrôle de puits est conçu pour empêcher les écoulements incontrôlés de fluides des formations dans le puits de forage. Lorsque l'outil de forage entre en contact avec une formation perméable qui a une pression de fluide supérieure à celle exercée par le fluide de forage, les fluides de la formation commencent à débiter dans le puits. Ce phénomène est appelé *une venue*. Le système de contrôle de puits permet de :

- détecter les venues,
- fermer rapidement le puits en surface,
- de faire circuler le puits sous pression pour éliminer les fluides de formation et d'augmenter la densité de boue,
- déplacer le train de sonde sous pression,
- détourner le flux loin du personnel et des équipements de forage.

Le système de contrôle du puits est crucial pour éviter les éruptions incontrôlées de fluides de formation. Les éruptions peuvent causer des conséquences graves telles que des pertes de vie, des dommages à l'équipement de forage, au puits, aux réserves de pétrole et de gaz, et des impacts environnementaux dans les environs du puits. Par conséquent, le système de contrôle du puits est l'un des éléments les plus importants de l'appareil de forage. La détection des venues pendant les opérations de forage est généralement réalisée en surveillant les variations de volume et de débit de retour du fluide de forage. Il est important que le système de contrôle de puits soit en bon état et régulièrement vérifié pour garantir la sécurité de l'opération de forage.

Une venue est arrêtée grâce à des dispositifs de contrôle de puits appelés obturateurs anti-éruption BOP (Blow Out Preventor). Le BOP fermera le puits et maintiendra la pression du puits, empêchant par conséquent l'infiltration de nouveaux fluides dans le puits. Plusieurs BOP à des fins différentes sont utilisés sous la forme d'un arrangement appelé un *empilage*. Un empilage BOP permet la fermeture du puits et l'arrêt de l'écoulement des fluides indésirables dans le puits dans toutes les conditions de forage. Le système de contrôle du puits doit permettre la fermeture du puits pendant le forage, la manœuvre de remontée ou de descente, la descente de tubage, et même lorsqu'il n'y a pas de train de sonde à l'intérieur du puits.

II.3.6. Système de surveillance du puits

Pour garantir la réussite d'une opération de forage, il est crucial de surveiller de près des différents paramètres tout au long du processus. Ces paramètres incluent entre autres la vitesse d'avancement, la profondeur, le poids au crochet, la pression de refoulement, ainsi que la température et la densité du fluide de forage. Les équipes de forage doivent être en mesure de surveiller ces paramètres en temps réel et de les ajuster en conséquence pour éviter les problèmes et atteindre les objectifs de forage. Les appareils de forage modernes incluent des outils pour surveiller automatiquement ces paramètres et les enregistrer pour une analyse ultérieure. En outre, les paramètres qui ne peuvent pas être déterminés automatiquement, tels que les propriétés de la boue, seront également mesurés, enregistrés et contrôlés en permanence.

La surveillance des paramètres de forage, ainsi que des enregistrements historiques d'opérations similaires, aideront le foreur à prévoir et à détecter d'éventuels problèmes de forage. La surveillance du système de boue est particulièrement importante car cela permet de détecter les signes précurseurs d'une venue, et de prendre des mesures pour prévenir ou réduire son impact. Il est important de noter que la surveillance attentive de ces paramètres peut également aider à minimiser les risques de perte de circulation et d'autres problèmes de forage.

De plus, de bons enregistrements des divers aspects de l'opération de forage peuvent également bénéficier le personnel géologique, d'ingénierie et de supervision. Les appareils de forage modernes sont équipés de systèmes de surveillance centralisés qui peuvent être consultés à distance grâce aux avancées des communications par satellite. Cela permet aux ingénieurs et aux géologues de suivre les progrès de l'opération de forage, même lorsqu'ils se trouvent à des endroits éloignés du site de forage.

II.4. Forage directionnel

Le forage vertical bien que considéré comme fondamental dans la plupart des régions, peut être très difficile à réaliser pour une multitude de raisons. Pour remédier aux cas où le forage vertical est inapplicable, l'industrie pétrolière a tourné vers le forage directionnel. Le forage directionnel contrôlé est le processus de déviation d'un puits le long d'une trajectoire prédéterminée vers la cible. Cette technique consiste bien plus au simple choix d'une trajectoire et un angle du puits, mais également à définir les appareils de mesures, les outils de déviations, les paramètres de forage appropriés, les techniques de cimentations et les méthodes de complétion convenables. Le forage directionnel est avantageux du fait qu'il permet de développer des réservoirs qui ne pouvaient pas être économiquement exploités avec le forage vertical (Adams et al., 1985).

II.4.1. Différents objectifs du forage directionnel

II.4.1.1. Emplacements inaccessibles

Très souvent, un objective des hydrocarbures se trouve verticalement sous un emplacement qui n'est pas pratique en tant que site de forage tels que les endroits résidentiels, les lits des rivières, les montagnes, les ports et les routes. Dans ces cas, un puits directionnel peut fournir un accès à une zone cible.

II.4.1.2. Forage de plusieurs puits à partir d'un seul site

L'application la plus courante de cette technique, appelée cluster, est le forage en offshore. Dans la plupart des cas, il est plus économique de forer plusieurs puits directionnels à partir d'une seule plateforme au lieu de construire plusieurs plateformes pour des puits verticaux. Cette technique n'est pas exclusive au forage en offshore, mais elle est également utilisée au forage en onshore prenant en compte des considérations économiques considérant les coûts associés à la construction de plusieurs sites, des pipelines de transport, des installations de productions, etc.

II.4.1.3. Side-track

L'objectif principal est de dévier le puits autour et loin d'une obstruction dans le puits original (garniture de forage coincée dans sa partie inférieure). Le side-track peut avoir aussi une raison géologique telle que la mauvaise implantation de l'appareil de forage ou exploration complémentaire.

II.4.1.4. Conditions géologiques souterraines

Dans certains cas, les hydrocarbures peuvent être piégés dans plusieurs formations sableuses scellées par une faille ou un dôme de sel. Il serait plus économique de pénétrer toutes les formations sableuses avec un seul puits déviés au lieu de forer plusieurs puits verticaux. Un autre exemple est le forage d'un puits dévié ou horizontal pour maximiser la surface de contact avec une formation productrice mince. Dans le cas où les hydrocarbures sont piégés par une faille inclinée, il pourrait être difficile pour l'outil de pénétrer verticalement le réservoir dont il est probable que l'outil déviara et suivra la direction de la faille. Pour éviter ce problème, l'outil doit pénétrer le réservoir avec un angle suffisant pour qu'il n'y ait pas de déviation suivant la direction de la faille.

II.4.1.5. Puits d'intervention (Relief well)

Cette technique peut être la plus spectaculaire application du forage directionnel. Elle consiste à forer un puits directionnel pour intercepter un autre puits en éruption et pomper de la boue et de l'eau pour le mettre sous contrôle. Cette forme de forage nécessite une grande précision et l'utilisation des équipements de suivi spécialisés pour pouvoir intercepter le puits en éruption.

II.4.2. Types de trajectoires déviées

Il existe quatre types communs des puits déviés comme indiqué dans la *Figure II-2*. La plupart des puits peuvent être classés par l'un des quatre types ou une combinaison de ceux-ci.

II.4.2.1. Type I (build and hold)

Ce profil est le plus courant et le plus simple à implémenter. Le trou est foré verticalement jusqu'au point de lancement (KOP). Au KOP, le puits quitte la verticale vers la direction souhaitée et continue à maintenir cette inclinaison jusqu'à atteindre la cible. Un KOP peu profond est souvent choisi car il réduit l'angle de la section droite nécessaire pour atteindre la cible. Du fait que l'inclinaison et l'azimut sont quasi-constants une fois dans la section droite, il y a moins de problèmes de forage avec ce profil. En règle générale, l'inclinaison doit être comprise entre 15 et 55 degrés, bien que des inclinaisons plus élevées aient été forées dans certaines conditions.

II.4.2.2. Type II (build hold and drop)

Appelé souvent profile en « S », ce profil est similaire au Type I jusqu'à la partie inférieure de la section droite. À ce point, le profil entre dans une section drop-off où l'inclinaison est réduite et, dans certains cas, devient verticale lorsqu'il atteint la cible. Il s'agit d'un profil plus difficile à forer que le Type I, en raison des problèmes de contrôle de la section drop-off juste au-dessus de la cible. Un inconvénient de ce type de profile est le couple et la traînée supplémentaires générés en raison de la section courbée supplémentaire. Ce type de profil est employé lorsque la cible est profonde mais le déplacement horizontal est relativement faible.

II.4.2.3. Type III (deep kick-off and build)

Type III comporte une augmentation continue de l'inclinaison jusqu'à atteindre la cible. Il est similaire au type I sauf qu'il comporte un KOP plus profond et que le tubage de surface est mis en place avant que le puits soit dévié. Ce profil n'est utilisé que dans des situations particulières telles que le forage d'un dôme de sel ou le side-track. Un KOP profond présente certains inconvénients :

- a) Les formations sont plus dures et ainsi moins tolérantes pour la déviation.
- b) Un temps de manœuvre supplémentaire est nécessaire pour changer le BHA lors de la déviation.
- c) Le gradient d'inclinaison est plus difficile à contrôler.

II.4.2.4. Puits horizontaux

Un puits horizontal est un puits dont l'inclinaison atteint 90° à travers la phase du réservoir. Les puits horizontaux ont des applications importantes dans l'amélioration de la production de certains réservoirs dont le développement serait autrement non rentable (calcaire fracturé, zones à faible perméabilité, etc.). Un puits horizontal peut avoir une seule ou plusieurs sections montantes (build-up) séparées par des sections droites (Inglis, 1987).

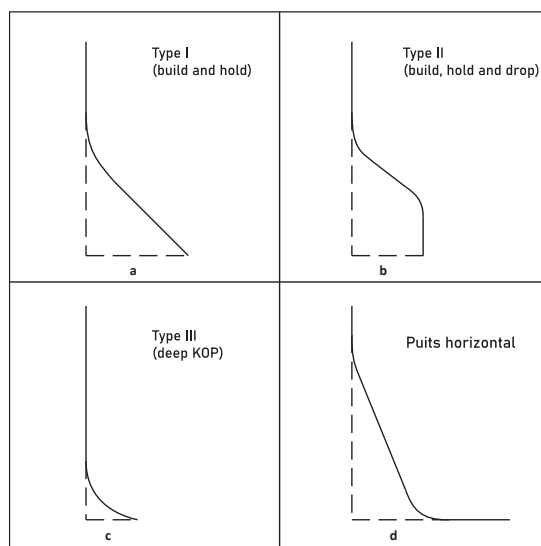


Figure II-2. Différents profils des puits déviés (Inglis, 1987).

II.4.3. Paramètres de conception d'une trajectoire directionnelle

Étant donné une cible pour un puits dévié, les paramètres suivants doivent être identifiés pour la conception de la trajectoire :

- a) Le déplacement latéral à partir de la cible jusqu'à une ligne verticale sous le site de forage.
- b) Kick-off point (KOP)
- c) Gradient d'inclinaison (build-up ou drop-off)
- d) L'inclinaison finale du puits
- e) Type de la trajectoire

II.4.4. Méthodes de calcul de la trajectoire

Des mesures directionnelles sont effectuées à des intervalles spécifiés afin de déterminer la position du fond du puits par rapport à l'emplacement de l'appareil de forage en surface. Ces mesures sont converties en coordonnées Nord-Sud (N-S), Est-Ouest (E-W) et en profondeur verticale TVD en utilisant l'une des nombreuses méthodes de calcul de trajectoire. Les coordonnées sont ensuite tracées dans les plans horizontal et vertical. En traçant les données de mesures, il est possible de surveiller la progression du puits et apporter des modifications si nécessaire pour atteindre la cible spécifiée. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour calculer la position des points de mesures; cependant, certains sont plus précis que d'autres (Inglis, 1987). Dans cette section, l'inclinaison et l'azimut sont représentés par I et A respectivement, avec l'indice 1 désignant la station ou point de mesure supérieure et 2 désignant la station inférieure, et MD (Measured Depth) représente la profondeur mesurée du point de mesure. Les méthodes de calcul de la trajectoire les plus courantes dans l'industrie sont :

II.4.4.1. Méthode tangentielle

Jadis, la méthode tangentielle était la plus utilisée car c'était la plus simple. Les équations sont relativement simples et les calculs peuvent être effectués facilement sur le chantier. La méthode tangentielle suppose que la trajectoire du puits de forage est tangentielle au point de mesure inférieur et que la trajectoire entre les points de mesure est une ligne droite. Les déplacements sont donnés par les équations suivantes :

$$\Delta TVD = \Delta MD * \cos I_2 \quad (\text{Eq. II-1})$$

$$\Delta Nord = \Delta MD * \sin I_2 * \cos A_2 \quad (\text{Eq. II-2})$$

$$\Delta Est = \Delta MD * \sin I_2 * \sin A_2 \quad (\text{Eq. II-3})$$

Si on trace une ligne tangente à l'inclinaison I_2 (Inclinaison au point de mesure inférieur), l'angle A devient le même que l'inclinaison au point de mesure inférieur comme indiqué dans la **Figure II-3**. Ça veut dire que les angles mesurés à la station supérieure ne sont pas utilisés dans l'analyse, ce qui introduit de grandes erreurs quand il y'a un changement important dans la direction du puits. Il n'est pas donc recommandé d'utiliser cette méthode pour le calcul des positions des stations de mesure.

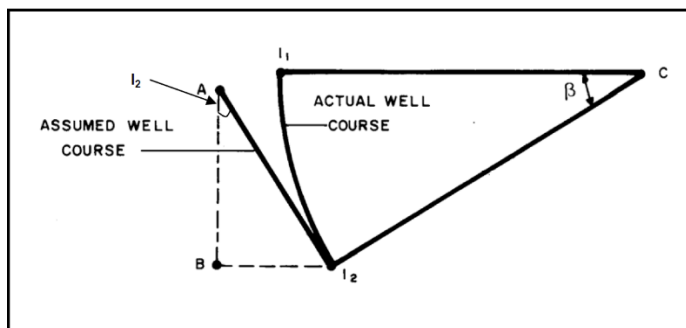


Figure II-3. Principe de la méthode tangentielle pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).

II.4.4.2. Méthode tangentielle balancée

Cette méthode suppose que le chemin de puits réel peut être approximé par deux segments de ligne droite de longueurs égales (Figure II-4). Le segment supérieur est défini par I_1 et A_1 tandis que le segment inférieur est défini par I_2 et A_2 . La longueur de chaque segment est $\Delta MD/2$. Cette méthode est considérablement plus précise que la méthode tangentielle, car elle tient compte des deux ensembles de données de mesures. Les équations sont donc :

$$\Delta TVD = \frac{\Delta MD}{2} (\cos I_1 + \cos I_2) \quad (\text{Eq. II-4})$$

$$\Delta Nord = \frac{\Delta MD}{2} [(\sin I_1 * \cos A_1) + (\sin I_2 * \cos A_2)] \quad (\text{Eq. II-5})$$

$$\Delta Est = \frac{\Delta MD}{2} [(\sin I_1 * \sin A_1) + (\sin I_2 * \sin A_2)] \quad (\text{Eq. II-6})$$

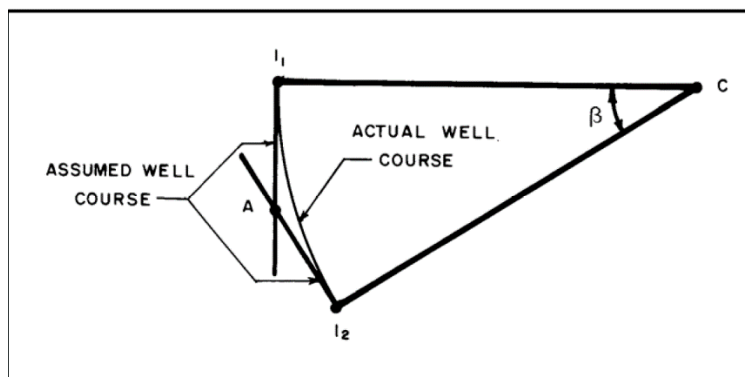


Figure II-4. Principe de la méthode tangentielle balancée pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).

II.4.4.3. Méthode de l'angle moyen

Lors de l'utilisation de la méthode de l'angle moyen, l'inclinaison et l'azimut aux stations de mesure inférieure et supérieure sont mathématiquement moyennés, puis la trajectoire du puits de forage est supposée être tangentielle à l'inclinaison et à l'azimut moyens (Figure II-5). Les calculs sont très similaires à la méthode tangentielle et les résultats sont aussi précis que la méthode tangentielle

balancée. Étant donné que la méthode de l'angle moyen est à la fois assez précise et facile à calculer, c'est la méthode qui peut être utilisée sur le chantier si une calculatrice programmable ou un ordinateur n'est pas disponible. Cependant cette méthode s'est avérée peu fiable dans les puits presque verticaux.

$$\Delta TVD = \Delta MD * \cos\left(\frac{I_1 + I_2}{2}\right) \quad (\text{Eq. II-7})$$

$$\Delta Nord = \Delta MD * \sin\left(\frac{I_1 + I_2}{2}\right) * \cos\left(\frac{A_1 + A_2}{2}\right) \quad (\text{Eq. II-8})$$

$$\Delta Est = \Delta MD * \sin\left(\frac{I_1 + I_2}{2}\right) * \sin\left(\frac{A_1 + A_2}{2}\right) \quad (\text{Eq. II-9})$$

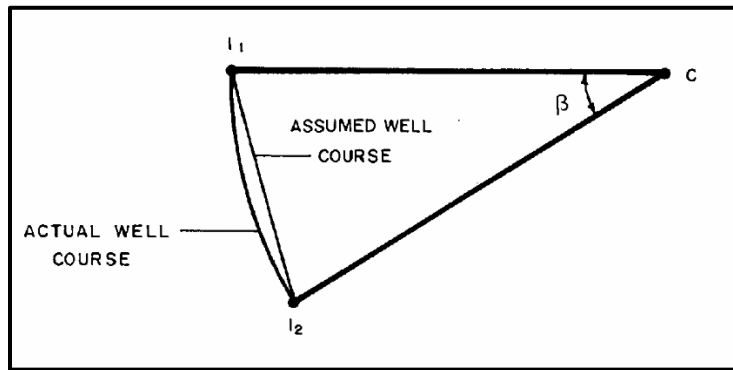


Figure II-5. Principe de la méthode de l'angle moyen pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).

II.4.4.4. Méthode du rayon de courbure

Cette méthode suppose que la trajectoire du puits n'est pas une ligne droite mais un arc circulaire lorsqu'elle est vue dans les plans vertical et horizontal. L'arc est tangent à l'inclinaison et à l'azimut à chaque station de mesure (**Figure II-6**). La trajectoire du puits peut donc être décrite comme un arc dans le plan vertical, qui s'enroule autour d'un cylindre vertical droit. Les déplacements sont donnés par :

$$\Delta TVD = \frac{\Delta MD}{I_2 - I_1} \left(\frac{180}{\pi}\right) (\sin I_2 - \sin I_1) \quad (\text{Eq. II-10})$$

$$\Delta Nord = \frac{L}{I_2 - I_1} \left(\frac{180}{\pi}\right)^2 \frac{(\cos I_1 - \cos I_2)(\sin A_2 - \sin A_1)}{A_2 - A_1} \quad (\text{Eq. II-11})$$

$$\Delta Est = \frac{L}{I_2 - I_1} \left(\frac{180}{\pi}\right)^2 \frac{(\cos I_1 - \cos I_2)(\cos A_1 - \cos A_2)}{A_2 - A_1} \quad (\text{Eq. II-12})$$

Cette méthode fournit de meilleurs résultats que la méthode de l'angle moyen dans les sections du puits où la trajectoire est plus proche d'un arc de cercle (par exemple au KOP). Cependant, elle

suppose un rayon constant, ce qui peut ne pas être vrai sur des intervalles plus longs. Dans les sections droites du puits, il y a des problèmes de calcul dus à la division par zéro.

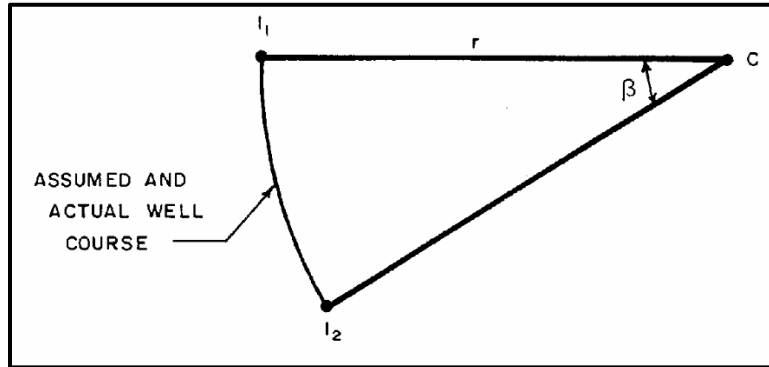


Figure II-6. Principe de la méthode du rayon de courbure pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).

II.4.4.5. Méthode de minimum de courbure

Cette méthode est en réalité une extension de la méthode tangentielle équilibrée. Au lieu de supposer que la trajectoire de puits réel est approximée par deux segments de ligne droite, cette méthode remplace les lignes droites par un arc de cercle (Figure II-7). Cela se fait en appliquant un facteur de rapport basé sur la quantité de courbure dans la trajectoire du puits entre les deux stations (angle de dogleg). Le facteur de rapport est donné par :

$$F = \frac{2}{\psi} \left(\frac{180}{\pi} \right) \tan \left(\frac{\psi}{2} \right) \quad (\text{Eq. II-13})$$

dont ψ est l'angle de doglog, et qui peut être calculé par :

$$\psi = \cos^{-1}[\cos I_1 * \cos I_2 + \sin I_1 * \sin I_2 * \cos(A_2 - A_1)] \quad (\text{Eq. II-14})$$

Pareillement à la méthode du rayon de courbure, le problème de division par zéro se présente dans le calcul du facteur de rapport si les angles d'inclinaison et d'azimut sont les mêmes pour les deux stations de mesure inférieure et supérieure. Cependant, il est raisonnable de mettre le facteur à 1 quand ψ est inférieur à 0.25 radians (Bourgoyne, 1986). Ce facteur de rapport est ensuite appliqué aux résultats de ΔTVD , ΔNord et ΔEst tels que donnés par la méthode tangentielle équilibrée. Les équations de la méthode de minimum de courbure sont donc :

$$\Delta\text{TVD} = F \frac{\Delta\text{MD}}{2} (\cos I_1 + \cos I_2) \quad (\text{Eq. II-15})$$

$$\Delta\text{Nord} = F \frac{\Delta\text{MD}}{2} (\sin I_1 * \cos A_1 + \sin I_2 * \cos A_2) \quad (\text{Eq. II-16})$$

$$\Delta\text{Est} = F \frac{\Delta\text{MD}}{2} (\sin I_1 * \sin A_1 + \sin I_2 * \sin A_2) \quad (\text{Eq. II-17})$$

La méthode de minimum de courbure est l'une des méthodes les plus adoptées pour le calcul de la trajectoire des puits déviés. En raison du calcul mathématique plus compliqué, cette méthode est plus adaptée à l'usage avec le matériel informatique. La méthode de minimum de courbure est la méthode adoptée pour le calcul de la trajectoire des puits déviés dans les exemples d'application de ce travail de recherche.

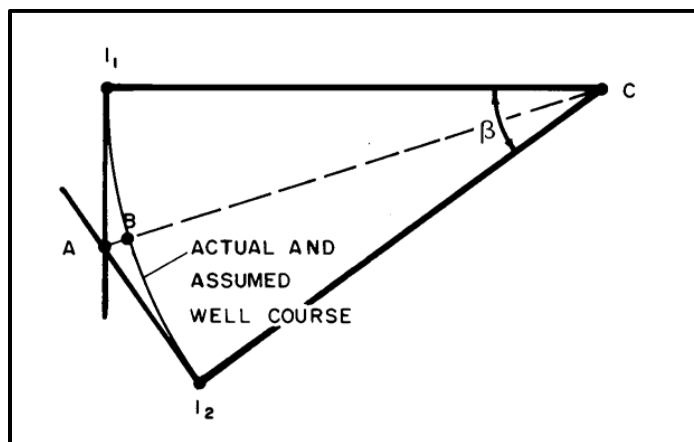


Figure II-7. Principe de la méthode de minimum de courbure pour le calcul de la trajectoire (S. Carden & D. Grace, 2011).

II.4.5. Dogleg severity

Dogleg Severity (DLS) est une mesure du changement d'angle qui se produit sur une courte distance dans un puits de forage. De grands changements d'angle peuvent exercer de grandes forces sur l'équipement tubulaire et peuvent également causer des problèmes tels que les clés de serrure (Key seats). Pour éviter cela, la plupart des opérateurs fixent une limite au changement d'angle autorisé sur un segment de 100 ft (≈ 30 m), généralement entre 4 et 6 degrés par 100 ft. Dépendant de la profondeur, les doglegs peuvent causer des soucis différents. Bien que les doglegs peu profonds en face des formations tendres soient plus susceptibles à s'élargir, le poids important du train de sonde peut engendrer de problèmes à mesure que le puits s'approfondit. Les doglegs plus profonds n'ont pas le même poids élevé agissant sur eux, et ils n'ont pas tendance à se laver autant, ce qui peut réduire la gravité du problème. Pour cette raison, les opérateurs permettent des changements d'angle plus brusques à des profondeurs plus importantes. Il existe plusieurs méthodes pour calculer la gravité du dogleg, dont la plupart sont basées sur les méthodes de calcul de la trajectoire. L'angle du dogleg ψ , basé sur la méthode de minimum de courbure, étant donné par (Eq. II-18), le DLS peut être donné par :

$$DLS = 100 \frac{\psi}{L} \quad (\text{Eq. II-18})$$

avec:

DLS : dogleg severity, [$^{\circ}/30$ m]

ψ : angle du dogleg, [$^{\circ}$]

L : distance en MD entre les points de mesure, [ft]

II.5. Introduction aux phénomènes de couple en surface et de traînée

Les puits déviés sont de plus en plus courants dans l'industrie pétrolière, car ils permettent d'extraire des hydrocarbures de réservoirs difficiles à atteindre avec le forage vertical. Cependant, les puits déviés posent des défis importants pour les opérations de forage, notamment l'augmentation des forces de frottement.

Dans les puits déviés, où le puits s'écarte de la verticale, le contact entre le train de sonde et la paroi du puits entraîne des forces de frottement, qui augmentent à mesure que l'angle de déviation augmente. Ces forces de frottement entraînent une traînée résistante au mouvement axial, et un couple résistant au mouvement de rotation. Si ces forces ne sont pas bien contrôlées, elles peuvent entraîner un nombre de problèmes, notamment le coincement et la rupture des équipements tubulaires dus aux forces de traction excessives, ainsi que le flambage et la perte de poids menant à l'impossibilité d'atteindre la cible dus aux forces de compression excessives.

La modélisation du couple et de la traînée est un processus qui consiste à prédire et évaluer les forces de frottement qui se produisent lors des opérations de forage dans les puits déviés. Le processus de modélisation implique la prise en compte de plusieurs facteurs, notamment la géométrie du puits, la configuration du train de sonde et les propriétés du fluide de forage. L'objectif de la modélisation est de prédire avec précision les forces de couple et de traînée, ce qui peut aider les foreurs à optimiser la trajectoire du puits et les paramètres de forage pour minimiser les forces de frottement, ainsi qu'à choisir le bon équipement de forage pour assurer la sécurité du puits et du personnel.

Plusieurs facteurs peuvent affecter les forces de frottement dans les puits déviés. L'un des facteurs les plus importants est la trajectoire du puits dictée par l'angle d'inclinaison et d'azimut. L'angle d'inclinaison est l'angle entre l'axe central du puits et la verticale, tandis que l'angle d'azimut est l'angle entre la projection du puits sur un plan horizontal et une direction de référence, généralement le nord. À mesure que l'angle d'inclinaison et l'angle d'azimut augmentent, les forces de contact entre le train de sonde et la paroi du puits augmentent à leur tour, ce qui entraîne une augmentation des forces de frottement.

Un autre facteur important est la configuration du train de sonde, y compris la longueur de chaque section, son poids et son diamètre. Un train de sonde plus lourd génère des forces de frottement plus élevées en raison des forces de contact accrues entre le train de sonde et la paroi du puits.

Les propriétés de fluide de forage, y compris la densité, la viscosité et la rhéologie, sont également des facteurs à considérer. Le fluide de forage assure la lubrification et le refroidissement du train de sonde, réduisant ainsi les forces de frottement. Certains types de fluides de forage tel que ceux à base d'huile ont un caractère lubrifiant plus que d'autres tels que les fluides à base d'eau. La nature de contact peut également affecter les forces de frottement où, par exemple, un contact dans la section tubée du puits sera moins rugueux que le contact dans le découvert induisant ainsi moins de forces de frottement.

**CHAPITRE III–DÉVELOPPEMENT D'UN NOUVEAU MODÈLE RIGIDE
DE COUPLE ET DE TRAINÉE**

Chapitre III. Développement d'un nouveau modèle rigide de couple et de traînée

III.1. Motivation pour l'élaboration d'un modèle de couple et de traînée

Pour atténuer les problèmes dus aux forces de frottement issues du contact qui se produit entre le train de sonde et la paroi du puits, il est indispensable d'avoir des prédictions précises de ces forces. Pour cela, un modèle mathématique basé sur les principes fondamentaux de la physique tenant en compte des facteurs différents, y compris les propriétés du fluide de forage, les dimensions du train de sonde, la rigidité de l'équipement tubulaire et la trajectoire du puits, est nécessaire pour la bonne prédiction du couple et de la traînée.

L'objectif de développer ce modèle de calcul de couple et de traînée est de fournir des résultats plus précis et fiables par rapport aux modèles déjà existants dans la littérature, ainsi qu'un outil pour une analyse plus approfondie du comportement du train de sonde dans le puits. De plus, le modèle doit être conçu en mettant l'accent sur la rapidité et la facilité de mise en œuvre. En prédisant avec précision le couple et la traînée subis par le train de sonde, ce modèle peut aider à optimiser la conception et la mise en œuvre du puits et à améliorer l'efficacité globale du forage. En outre, il peut également fournir des informations précieuses sur les conditions du puits et le comportement du train de sonde, aidant à prévenir des problèmes tels que le flambage et la rupture de ce dernier.

III.2. Objectifs de l'étude

Les différentes étapes de cette étude peuvent être globalement résumées en trois points principaux : développer le contexte mathématique du modèle, valider le modèle et effectuer une analyse de sensibilité pour déterminer l'influence de différents paramètres sur les résultats.

Premièrement, le développement de la base mathématique du modèle consiste à établir les équations nécessaires du modèle. Cela inclut la prise en compte des interactions complexes entre le train de sonde et la paroi du puits dans les puits déviés. Le modèle vise à prédire avec précision les forces de frottement et donner des résultats fiables en termes de la force axiale, la force de contact, le moment de flexion et le couple de torsion le long du train de sonde.

Deuxièmement, le modèle rigide développé sera validé en comparant les résultats déduits avec ceux d'un autre modèle commercialisé par l'industrie, ainsi qu'avec des données issues des opérations de forage d'un puits réel. Le but est de démontrer la fiabilité et la précision du modèle pour la prédiction du couple et de traînée dans différents scénarios.

Enfin, une analyse de sensibilité sera élaborée. Elle consiste à déterminer l'influence de différents paramètres sur les résultats du modèle afin d'identifier les éléments clés qui ont le plus d'impact sur la précision du modèle, et de déterminer les meilleures valeurs afin d'optimiser ses performance et précision.

III.3. Développement du nouveau modèle

Après avoir bien contemplé la littérature existante sur les modèles de couple et de traînée, on propose notre modèle rigide qui détermine les points de contact permettant d'analyser le côté de contact et d'investiguer l'effet du jeu radial sur les résultats. Ainsi, on établira, les hypothèses adoptées et les phénomènes physiques impliqués seront déterminés et par la suite, on traitera l'équation différentielle qui régit le comportement du train de sonde au sein du puits. On passera ensuite à la définition des forces agissant sur le train de sonde, et la description de la méthode de recherche de la force de contact. Les résultats de la solution de l'équation différentielle seront ensuite validés en les comparant avec les résultats de la méthode des éléments finis. La finalité est de fournir une description complète du flux de calcul pour arriver aux résultats du couple et de traînée à partir des entrées. En développant une base théorique solide, le modèle proposé sera mieux équipé pour prédire avec précision le couple et la traînée dans les puits déviés.

III.3.1. Formulation théorique

Dans tout ce qui suivra, le terme « train de sonde » sera utilisé pour représenter l'ensemble de tous les équipements tubulaires présents dans le puits. Le modèle numérique inclura les hypothèses suivantes :

- Un élément du train de sonde est une poutre circulaire creuse de longueur fixe constituée d'un matériau élastique de module de Young E .
- Les tool-joints sont assumés inexistantes et ne sont pas pris en compte lors du calcul de la déformation du train de sonde. Le seul changement du diamètre du train de sonde enregistré est celui qui se passe lors du passage d'un type de tubulaire à un autre (par exemple, passage des tiges aux tiges lourdes, des tiges lourdes aux masse-tiges).
- Le train de sonde est tangentiel au puits dans les points de contact.
- Les forces d'inertie sont négligées.
- Les points de contact sont inconnus, et sont à déterminer.
- Les forces agissantes sur le train de sonde sont toutes dans le plan vertical auquel appartient la trajectoire du puits, et la déformation ne se produit que dans ce plan.
- La flottabilité est le seul effet que le fluide de forage a sur le train de sonde.
- Les forces de frottements suivent la loi de Coulomb.
- Les déformations de torsion ne sont pas considérées.

Le train de sonde est segmenté en fonction de l'emplacement des points de contact dans le puits (*Figure III-1*), c'est-à-dire que chaque segment est considéré comme une poutre pour laquelle l'extrémité est attachée à un point de contact et l'autre extrémité est considérée comme libre. Une force non-conservative est ensuite appliquée à l'extrémité libre de chaque élément pour l'amener à rentrer en contact avec la paroi du puits. La force non-conservative suit l'élément de tige de forage lorsqu'il se déforme et change de direction par conséquent. L'extrémité libre de l'élément du train de sonde est considérée en contact avec la paroi du puits si la distance perpendiculaire entre celles-ci est inférieure à une certaine tolérance (1 mm). Cette confirmation implique que la notion de contact continu n'existe pas, et tout le contact que le train de sonde a avec la paroi du puits se passe sous forme de contact ponctuel.

Les calculs de la déformation, de la force axiale, de la force de contact et de la force de cisaillement sont effectués de bas en haut, c'est-à-dire que la force axiale et le couple calculés sont additionnés à partir de l'élément le plus bas du puits jusqu'à la surface. Un nouveau point de contact est ajouté chaque fois que le train de sonde est hors des limites du puits, et le point de contact ajouté correspond au point le plus éloigné de l'élément de train de sonde par rapport aux limites du puits.

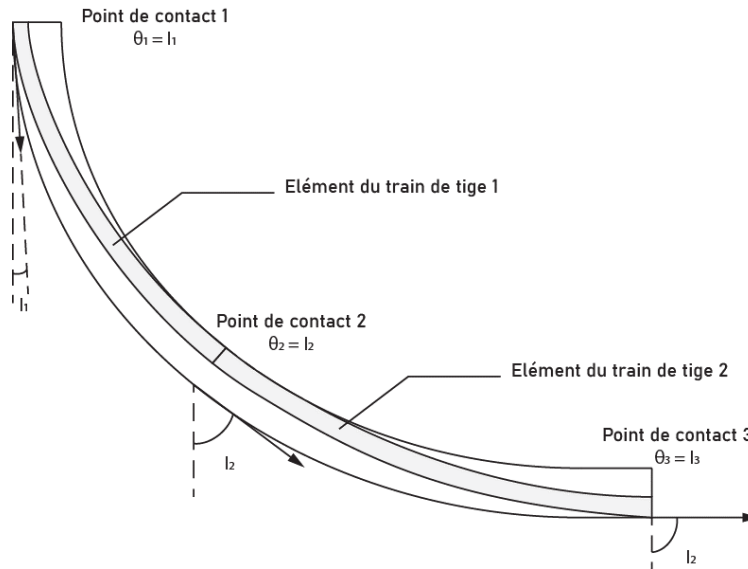


Figure III-1. Division du train de sonde en éléments de poutre en fonctions de la position des points de contact.

Les points de contact étant initialement inconnus, ils seront ajoutés un par un au fur et à mesure qu'on avance dans le calcul, c'est-à-dire que la première étape consiste à considérer l'ensemble du train de sonde comme un seul élément. Une force non-conservative est appliquée sur son extrémité libre et le point de contact sur le puits correspondant au point le plus éloigné du train de sonde est ajouté et ainsi de suite, cependant, cette approche présente quelques problèmes. Premièrement, le temps de calcul est élevé puisque les points de contact sont ajoutés un point à chaque fois. Deuxièmement, la projection de l'extrémité libre du train de sonde sur la trajectoire du puits pourrait dépasser la profondeur totale du puits, causant l'échec du processus de recherche de la force non-conservative appropriée. Enfin, lors de l'application de cette dernière sur un élément assez long, l'équation pourrait devenir rigide et la méthode numérique utilisée pourrait diverger. Toutefois, il est à noter que la rigidité mentionnée dans le contexte des équations différentielles est différente de celle du train de sonde, car elle fait référence à une classe des équations différentielles caractérisées par une solution présentant un grand gradient sur un petit intervalle, et un faible gradient sur le reste du domaine. On peut résoudre ce problème en utilisant la méthode de continuation qui consiste à améliorer itérativement l'estimation initiale de la solution de l'équation différentielle utilisée par la méthode numérique employée, cependant, cette méthode peut être coûteuse et difficile à implémenter (Ascher & Petzold, 1998). L'astuce consiste à commencer le calcul avec une estimation initiale de l'emplacement des points de contact afin d'éviter tous les problèmes susmentionnés.

Après qu'une estimation initiale des emplacements des points de contact soit faite et le train de sonde augmenté, ils peuvent être bien différents des emplacements réels. Les points de contact

validé par les calculs seront gardés et ceux redondants qui ne jouent aucun rôle pour restreindre le train de sonde au sein du puits seront éliminés. Le fait de commencer le calcul par une estimation de l’emplacement des points de contact change le processus d’une recherche linéaire à un processus de validation et de correction le cas échéant. Pendant que l’estimation initiale du nombre et position des points de contact soit réalisée dans le seul but d’accélérer le calcul, elle est considérée comme un paramètre du modèle, et ses effets sur les résultats seront explorés dans la section IV.5.1.

Idéalement, la distance entre l’extrémité libre du segment supérieur après application de la force non-conservative et l’extrémité fixe du segment inférieur doit être nulle. Cependant, comme seule la continuité de l’angle de déformation du train de sonde est imposée, un écart, que nous appelons « erreur de compatibilité de position », se crée entre les éléments en fonction de la géométrie du puits et de l’intensité de la force axiale (*Figure III-2*). Cette erreur est mesurée par la distance perpendiculaire entre l’extrémité libre d’un segment et l’extrémité fixe de celui en dessous. Pour résoudre ce problème, la déformation des éléments du train de sonde est recalculée du haut en bas en utilisant les résultats précédents de la force de cisaillement et de la force axiale, et les points de contact sont ajustés en conséquence. Cependant, comme ce processus ajoute considérablement au temps de calcul, il n’est déclenché que lorsque l’erreur cumulée pour l’ensemble du train de sonde dépasse 1 m. Cette valeur est choisie du fait qu’elle est négligeable devant la longueur totale d’un train de sonde typique qui est de l’ordre de quelques kilomètres, et donc ne doit pas fausser les résultats du modèle. Après avoir ajusté les points de contact, les forces de contact sont recalculées de bas en haut, et le processus de recherche de nouveaux points de contact est répété jusqu’à ce que le train de sonde soit entièrement restreint dans les limites du puits de forage.

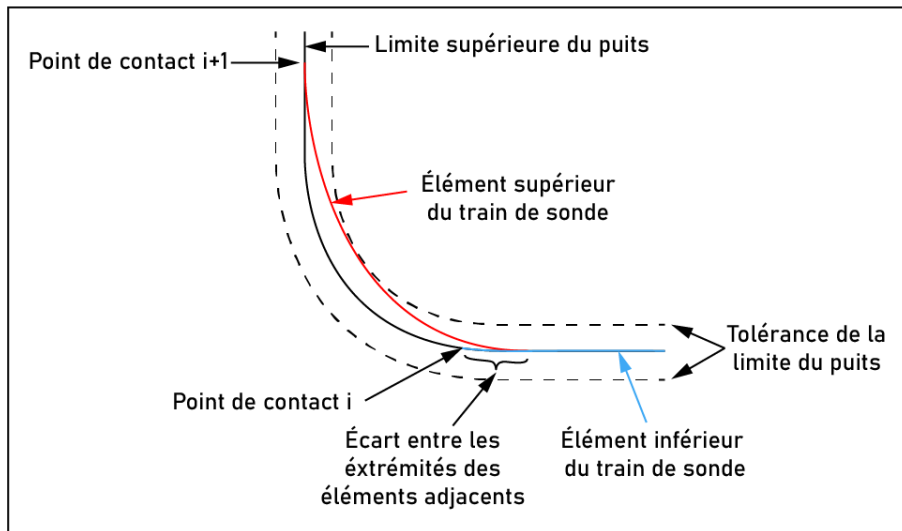


Figure III-2. Origine de l’erreur de compatibilité de position

III.3.2. Dérivation de l’équation différentielle gouvernante

III.3.2.1. Déformation d’une poutre prismatique

L’estimation du couple et de trainée dans un puits dévié est basée sur le calcul de la déformation des tubulaires sous l’action des différentes forces et contraintes. Pour arriver à l’équation

différentielle qui gouverne le comportement d'un élément du train de sonde, on considère en premier pas une poutre prismatique verticale sous l'action des différentes charges distribuées (q_x et q_y) et ponctuelles, non-conservatives (F_{SH} et F_{SV}) et conservatives (F_x et F_y) comme indiqué dans la **Figure III-3**.

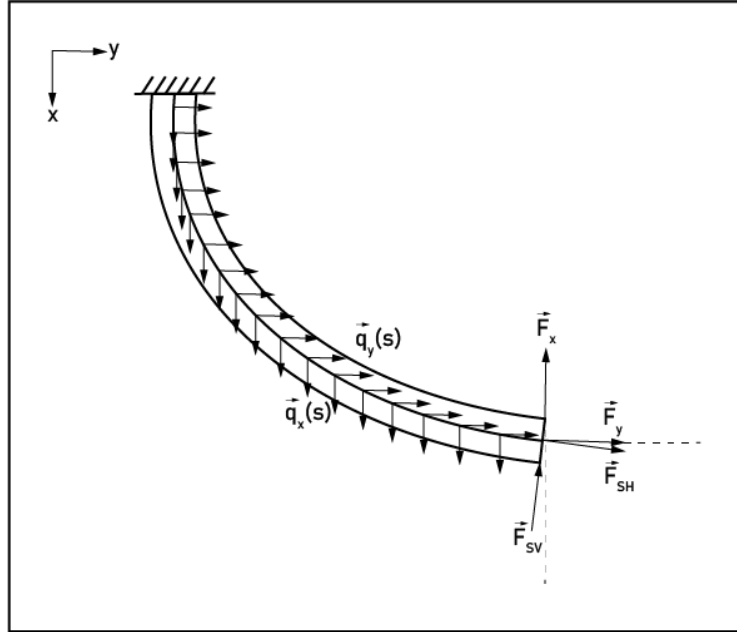


Figure III-3. Poutre prismatique sous l'action des différentes charges distribuées et ponctuelles, conservatives et non-conservatives.

En établissant l'équilibre des forces pour la partie basse de la poutre, on obtient :

$$H(s) = \int_s^L q_y(s) ds + F_y + F_{SH} \cos \theta_L + F_{SV} \sin \theta_L \quad (\text{Eq. III-1})$$

$$V(s) = \int_s^L q_x(s) ds - F_x - F_{SH} \sin \theta_L + F_{SV} \cos \theta_L \quad (\text{Eq. III-2})$$

$H(s)$ et $V(s)$ sont les résultantes des forces horizontales et verticales respectivement au point s de la poutre. Pour un élément infinitésimal de longueur ds de la poutre, l'équilibre des moments s'exprime ainsi;

$$\frac{dM}{ds} ds + H dx - V dy = 0 \quad (\text{Eq. III-3})$$

Ou :

$$\frac{dM(s)}{ds} = -H \frac{dx}{ds} + V \frac{dy}{ds} \quad (\text{Eq. III-4})$$

On a aussi les relations géométriques suivantes :

$$\frac{dy}{ds} = \sin \theta \quad (\text{Eq. III-5})$$

$$\frac{dx}{ds} = \cos \theta \quad (\text{Eq. III-6})$$

On obtient alors :

$$\frac{dM}{ds} = -H \cos \theta + V \sin \theta \quad (\text{Eq. III-7})$$

La théorie d'Euler-Bernoulli définit la relation entre le moment de flexion à un point de la poutre et la courbure correspondante :

$$M(s) = EJ\kappa(s) \quad (\text{Eq. III-8})$$

E est le module de Young, et J est le moment quadratique de la section de la poutre. E et J sont constants du fait que la poutre est assumée prismatique. $\kappa(s)$ est la courbure locale de la poutre défini comme l'inverse du rayon de courbure correspondant :

$$\kappa(s) = \frac{1}{R(s)} \quad (\text{Eq. III-9})$$

La longueur de l'arc ds délimitée par le changement infinitésimal de θ est donné par :

$$ds = R(s)d\theta \quad (\text{Eq. III-10})$$

En remplaçant (Eq. III-10) dans (Eq. III-9) :

$$\kappa(s) = \frac{d\theta}{ds} \quad (\text{Eq. III-11})$$

Le moment de flexion devient donc :

$$M(s) = EJ \frac{d\theta}{ds} \quad (\text{Eq. III-12})$$

La dérivation de (Eq. III-12) par rapport à s donne :

$$\frac{dM}{ds} = EJ \frac{d^2\theta}{ds^2} \quad (\text{Eq. III-13})$$

En remplaçant (Eq. III-13) dans (Eq. III-7), on obtient :

$$EJ \frac{d^2\theta}{ds^2} = -H \cos \theta + V \sin \theta \quad (\text{Eq. III-14})$$

Par substitution :

$$EJ \frac{d^2\theta}{ds^2} = - \left[\int_s^L q_y(s) ds + F_y + F_{SH} \cos \theta_L + F_{SV} \sin \theta_L \right] \cos \theta + \left[\int_s^L q_x(s) ds - F_x - F_{SH} \sin \theta_L + F_{SV} \cos \theta_L \right] \sin \theta \quad (\text{Eq. III-15})$$

Ou :

$$EJ \frac{d^2\theta}{ds^2} = -\cos \theta \int_s^L q_y(s) ds + \sin \theta \int_s^L q_x(s) ds - F_y \cos \theta + F_x \sin \theta - F_{SH}^s \cos(\theta_L - \theta) - F_{SV}^s \sin(\theta_L - \theta) \quad (\text{Eq. III-16})$$

(Eq. III-16) est l'équation générale qui régit le comportement d'une poutre prismatique verticale sous action des différentes forces distribuées et ponctuelles, conservatives et non-conservatives.

III.3.2.2. Déflexion d'une poutre à plusieurs diamètres

Dans le cas où l'élément du train de sonde comporte plus qu'une section transversale (par exemple, passage des tiges aux tiges lourdes, ou des tiges lourdes aux masse-tiges), l'élément n'est plus prismatique et l'utilisation des équations différentielles couplées est nécessaire pour trouver l'angle de déflexion. Les conditions de compatibilité de l'angle de déflexion et du moment de flexion aux points de discontinuité de la section sont :

$$\theta_{lr} = \theta_{rr} \quad (\text{Eq. III-17})$$

$$\dot{\theta}_{lr} = \frac{J_{rr}}{J_{lr}} \dot{\theta}_{rr} \quad (\text{Eq. III-18})$$

dans lesquelles l'indice lr indique le dernier point de la région gauche de la poutre à laquelle correspond le moment J_{lr} , et l'indice rr indique le premier point de la région droite de la poutre à laquelle le moment correspond J_{rr} . Le poids flottant linéaire approprié doit également être appliqué pour chaque région. $\dot{\theta}$ est équivalente à $\frac{d\theta}{ds}$.

III.3.2.3. Déformation d'un élément du train de sonde

On passe maintenant à l'identification des forces qui agissent sur un élément du train de sonde dans le contexte de couple et de trainée. La **Figure III-4** est une représentation d'un élément typique d'une tubulaire dans le puits, et les différentes forces qui agissent sur cet élément. L'élément est fixé à son extrémité supérieure en translation et rotation au point de contact avec la paroi du puits.

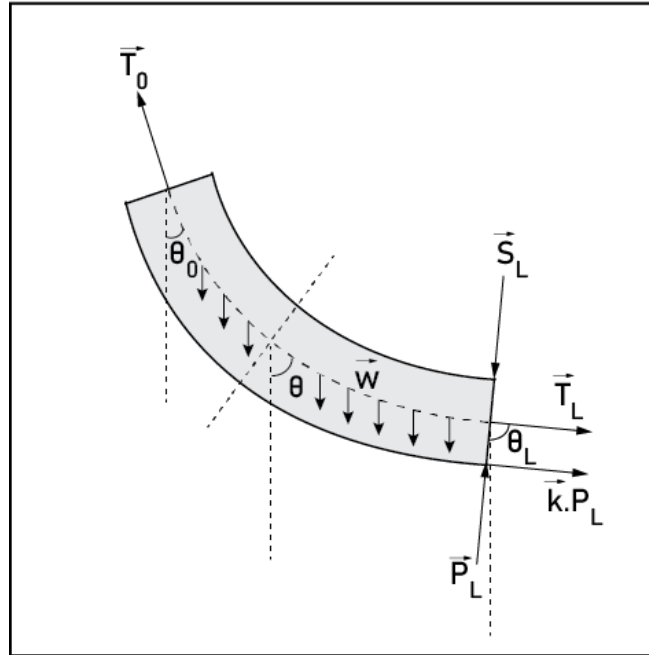


Figure III-4. Forces agissant sur un élément général du train de sonde

On distingue le poids linéaire w qui est une force verticale distribuée le long de l'élément, et des forces non-conservative concentrées à l'extrémité libre de l'élément, à savoir la force de contact P_L , la force de cisaillement S_L , la force de tension T_L , et la force de frottement $k\mu|P_L|$ issue du contact de l'extrémité de l'élément du train de sonde avec la paroi du puits suivant la loi de Coulomb où μ est le facteur de frottement et k est un paramètre qui dépend de la nature de l'opération réalisée tel que :

$$\begin{cases} k = 1, & \text{Pulling out of the hole (POOH)} \\ k = 0, & \text{Rotating off bottom (ROB)} \\ k = -1, & \text{Running in the hole (RIH)} \end{cases}$$

L'identification des forces agissant sur un élément du train de sonde dans le puits donne :

$$\int_s^L q_x(s) ds = w(L - s);$$

$$\int_s^L q_y(s) ds = 0;$$

$$F_x = 0;$$

$$F_y = 0;$$

$$F_{SH} = P_L - S_L;$$

$$F_{SV} = T_L + k\mu|P_L|;$$

En remplaçant dans (Eq. III-16), on obtient :

$$EJ \frac{d^2\theta}{ds^2} = w(L-s) \sin \theta - (P_L - S_L) \cos(\theta_L - \theta) - (T_L + k\mu|P_L|) \sin(\theta_L - \theta) \quad (\text{Eq. III-19})$$

L'(Eq. III-19) est l'équation qui régit le comportement d'un élément typique du train de sonde sous l'action des différentes forces dans le puits.

III.3.2.4. Conditions aux limites

D'une façon générale, l'angle θ_L qui représente l'inclinaison de l'extrémité libre de la poutre est un paramètre inconnu, ce qui rajoute une variable inconnue de plus pour de la solution de l'équation différentielle. Pour ce cas particulier de calcul de la déformation d'un élément du train de sonde restreint dans le puits, ledit élément, selon l'hypothèse de contact adoptée, est en contact avec la paroi en ses deux extrémités d'une manière tangentielle, c-à-d, que les angles de déflexion à une extrémité de l'élément est égale à l'angle d'inclinaison de la trajectoire du puits au point de contact correspondant. Ceci implique que les conditions aux limites deviennent :

$$\theta(L) = \theta_L = I_i; \quad (\text{Eq. III-20})$$

$$\theta(0) = \theta_0 = I_{i+1}; \quad (\text{Eq. III-21})$$

I_i représente l'inclinaison du puits au point de contact inférieur, et I_{i+1} correspond à l'inclinaison du puits au point de contact supérieur. De cette façon, θ_L est donc connue, et une solution pour l'équation différentielle peut être obtenue. (Eq. III-19) avec les conditions aux limites (Eq. III-20) et (Eq. III-21) constituent un problème aux limites d'une équation différentielle non-linéaire du deuxième ordre. La solution de ce système donne comme résultat l'angle de déflexion de chaque point le long de l'élément du train de sonde. Pour obtenir les déplacements verticaux et horizontaux, on intègre respectivement les (Eq. III-5) et (Eq. III-6) par rapport à s :

$$x(s) = \int_0^s \cos \theta ds \quad (\text{Eq. III-22})$$

$$y(s) = \int_0^s \sin \theta ds \quad (\text{Eq. III-23})$$

Du fait que la solution de l'équation différentielle est obtenue numériquement, l'intégration des (Eq. III-22) et (Eq. III-23) sera réalisée aussi d'une manière numérique. En ce qui concerne l'élément du train de sonde le plus bas, la force de cisaillement S à son extrémité libre est considérée nulle. La valeur de la force de tension dépend de l'opération en cours. Elle est nulle pendant les manœuvres et négative pendant le forage pour faire correspondre au poids sur l'outil (WOB).

Les forces de tension T et de cisaillement S à l'extrémité fixe de l'élément du train de sonde qui seront transmises à l'élément au-dessus sont données respectivement par les relations suivantes :

$$T(0) = wL \cos \theta_0 - (P_L - S_L) \sin(\theta_L - \theta_0) + (T_L + k\mu|P_L|) \cos(\theta_L - \theta_0) \quad (\text{Eq. III-24})$$

$$S(0) = wL \sin \theta_0 - (P_L - S_L) \cos(\theta_L - \theta_0) - (T_L + k\mu|P_L|) \sin(\theta_L - \theta_0) \quad (\text{Eq. III-25})$$

III.3.3. Solution numérique

Plusieurs méthodes numériques peuvent être utilisées pour résoudre ce problème aux limites à savoir la méthode des différences finies, les méthodes de tir simple et multiple (single and multiple shooting methods), méthode de Galerkin, etc. La méthode numérique qui va être utilisée pour résoudre l’équation différentielle est la méthode de collocation implémentée dans le solveur *bvp4c* de MATLAB présenté par (Kierzenka & Shampine, 2001). Elle consiste à choisir une fonction (généralement un polynôme) et un ensemble de points de collocation, et exiger que la fonction satisfasse l’équation différentielle dans lesdits points. Le solveur *bvp4c* donne une approximation de la solution par un polynôme cubique continu de C^1 par morceaux avec un ordre de précision égale à 4. Ceci est réalisé en résolvant un système d’équations algébriques résultant des conditions aux limites et les conditions imposées aux points de collocations. Le solveur ainsi estime l’erreur de la solution numérique sur tous les sous-intervalles, et adapte le maillage jusqu’à ce que le critère de tolérance soit satisfait. Pour fournir une solution *sol* comme suit :

```
sol = bvp4c(odefun, bcfun, solinit, options)
```

Le solveur *bvp4c* exige trois entrées nécessaires qui sont :

odefun : fonction pour l’évaluation de l’équation différentielle,

bcfun : fonction pour l’évaluation des conditions aux limites,

solinit : fonction pour générer l’estimation initiale de la solution,

options : entrée facultative avec laquelle les paramètres qui contrôlent le processus de solution peuvent être spécifiés. Ces paramètres sont indiqués dans **Tableau III-1**:

Tableau III-1. Paramètres du solveur BVP4C de MATLAB.

Paramètre	Description	Valeur par défaut
<i>RelTol</i>	Tolérance d'erreur relative qui s'applique à tous les composants du vecteur résiduel. C'est une mesure du résidu par rapport à l'équation différentielle. Une valeur plus petite mènera à une solution plus précise mais augmentera le temps de calcul.	10^{-3}
<i>AbsTol</i>	Tolérances d'erreur absolues qui s'appliquent aux composants correspondants du vecteur résiduel. Une valeur plus petite mènera à une solution plus précise mais augmentera également le temps de calcul.	10^{-6}
<i>Vectorized</i>	Ce paramètre indique au solveur si la fonction de l'équation différentielle a été codée sous forme vectorisée pour accélérer le calcul et limiter le nombre des appels pour l'estimation de l'équation différentielle.	Non
<i>NMax</i>	Le nombre des points de maillage maximal admissible de la solution de l'équation différentielle.	$\approx 1000/n$; dont n est le nombre des équations différentielle dans le système.

Les valeurs par défaut de tous ces paramètres sont gardées sauf pour N_{Max} dont la valeur est fixée à 20000 points pour éviter le risque de divergence quand la solution a un caractère rigide.

Deux objectifs doivent être atteints lors de la solution de l'équation différentielle :

- L'extrémité libre de l'élément du train de sonde est tangente à la paroi du puits au point de contact.
- La distance perpendiculaire entre l'extrémité libre de l'élément du train de sonde et la paroi du puits de forage est inférieure à une certaine tolérance (1 mm).

Le premier objectif est automatiquement achevé en appliquant les conditions aux limites données par les équations (Eq. III-20) et (Eq. III-21). Quant au deuxième objectif, la distance perpendiculaire entre l'extrémité libre de l'élément du train de sonde et la paroi du puits est paramétrée en fonction de l'amplitude de la force non-conservative P_L . Sa valeur appropriée qui minimise cette distance jusqu'à la tolérance souhaitée est ensuite trouvée par un processus itératif qui intègre la méthode de la sécante. Le choix de cette dernière est justifié par les deux avantages suivants : sa convergence est super-linéaire (ordre de convergence = 1.618), c-à-d qu'elle est plus rapide que la méthode de la bisection; puis, et contrairement à la méthode de Newton, il n'est pas nécessaire d'évaluer la dérivée de la fonction objective, qui n'est pas disponible. Cependant, la méthode de la sécante présente l'inconvénient d'avoir besoin de deux itérations pour démarrer.

Pour valider les équations établies, on procède à comparer les résultats de la solution de l'équation différentielle pour une poutre « cantilever » dans les différentes conditions de chargement avec ceux obtenus par la méthode des éléments finis intégrée dans le logiciel Ansys sous les mêmes conditions. Pour cela, on considère une poutre de section circulaire creuse de longueur $L = 10\text{ m}$, $E = 2e^{11}\text{ Pa}$, et $J = 1.1779e^{-7}\text{ m}^4$. L'option de large déflexion est sélectionnée dans l'interface de Workbench d'Ansys comme indiqué dans la *Figure III-5*.

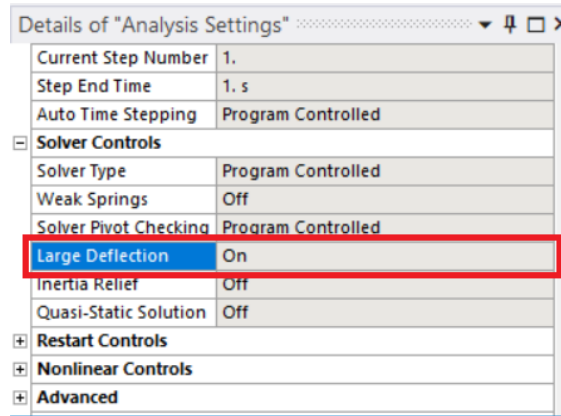


Figure III-5. Option de Large déformation dans l'interface de Workbench d'Ansys

Cependant, dans ce cas, on tombe encore dans le problème de définition de θ_L avant d'entamer la solution de l'équation différentielle. Cette fois, pour résoudre ce problème, on considère θ_L comme un paramètre inconnu, et on cherche à le trouver en ajoutant une troisième condition imposant que le moment de flexion à l'extrémité libre de l'élément soit nul :

$$M(L) = EJ \left. \frac{d\theta}{ds} \right|_{s=L} = 0 \quad (\text{Eq. III-26})$$

De cette manière, le solveur de l'équation différentielle ajuste itérativement le paramètre inconnu θ_L jusqu'à ce que les conditions aux limites soient satisfaites.

A la fin de cette comparaison, une remarque pratique est à faire, elle consiste à noter que les deux forces de contact P et de cisaillement S sont toujours dans la même direction et ont des sens opposés, leur résultante sera donc dans la même direction et aura comme grandeur la différence entre elles. Le même constat est valable pour les deux forces de tension T et de frottement induit par le contact. Par conséquent, il suffit de varier seulement les forces de contact P et de tension T . La force de cisaillement S et le facteur de frottement k sont considérés nuls et w admet comme valeur constante 200 N/m . Les résultats de déformation pour chaque condition de chargement sont montrés dans la **Figure III-6**, où le manque d'une courbe signifie la non-disponibilité de la solution pour le cas de chargement correspondant (divergence du solveur).

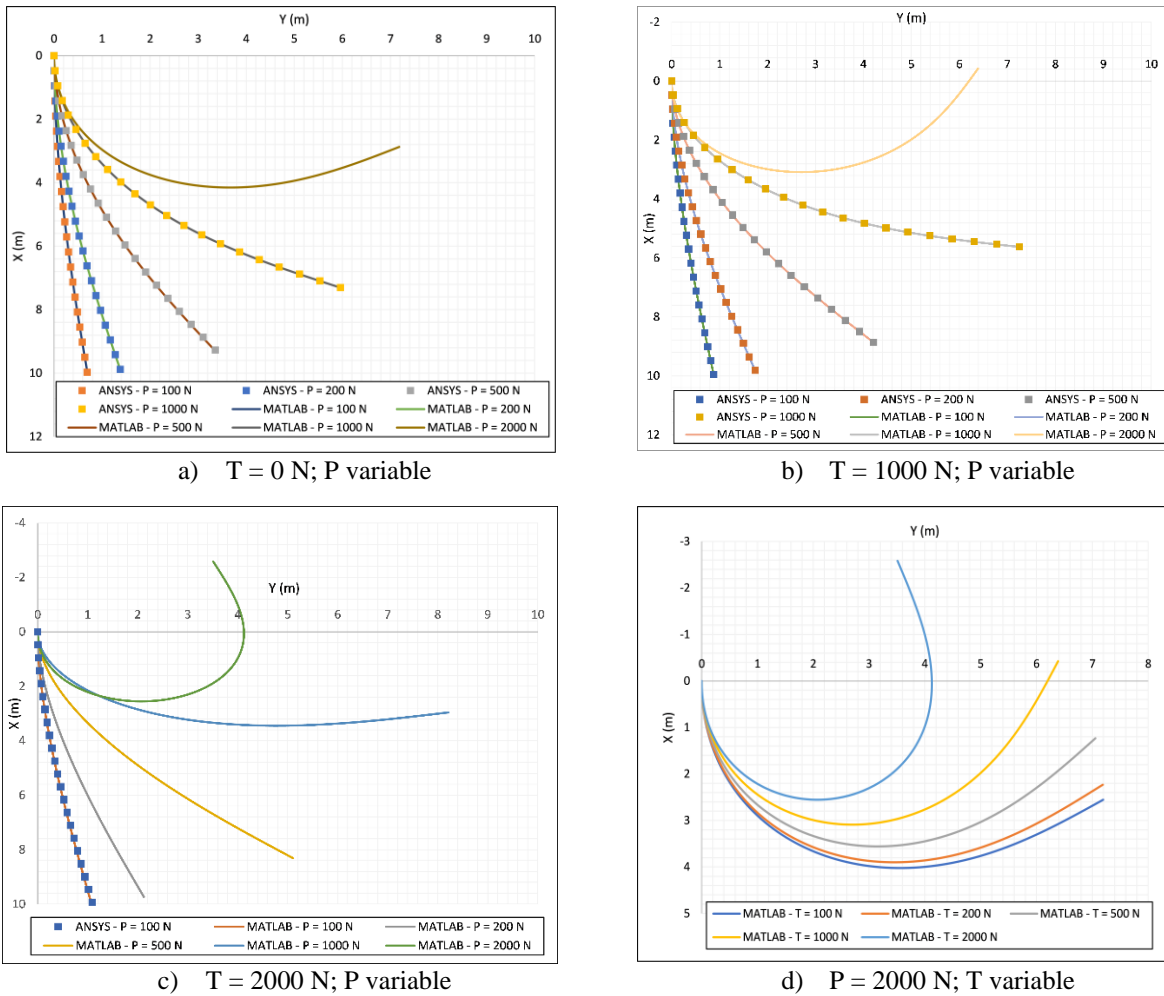


Figure III-6. Comparaison entre les résultats de déformation obtenus par la méthode des éléments finis et par la solution directe de l'équation différentielle gouvernante pour divers scénarios de chargement.

L'analyse de la **Figure III-6** montre que pour le cas d'une tension nulle, la méthode directe de la solution de l'équation différentielle fournit les mêmes résultats que ceux obtenus par la méthode des éléments finis jusqu'à une valeur de la force de contact égale à 1000 N. Au-delà de cette valeur, et contrairement à la méthode directe, la méthode des éléments finis diverge. Les mêmes observations sont valables pour le cas où la force de tension augmente jusqu'à 1000 N. Dans le cas d'une force de tension égale à 2000 N, la méthode des éléments finis ne réussit pas à trouver une solution que pour une force de contact de 100 N, et diverge pour tous les autres cas.

En revanche, la méthode directe ne rencontre aucun problème pour atteindre la solution pour tous les scénarios de chargement. Ceci est encore observé pour toutes les configurations de chargement où la force de contact est fixée à 2000 N et la force de tension varie.

Ces résultats montrent que la solution de l'équation différentielle gouvernante produit une description précise de la déformation des éléments du train de sonde dans le puits comparable à celle fournie par la méthode des éléments finis dans les cas de faible chargement. Tandis que pour les cas de chargements importants, l'approche basée sur la solution de l'équation différentielle s'est avérée plus robuste et fiable que la méthode des éléments finis qui échoue à converger vers une solution probante.

III.3.4. Ajout et suppression des points de contact

Pour ajouter des points de contact et segmenter le train de sonde respectivement, on doit tout d'abord les localiser, ou autrement dit, trouver les points où les forces de contact doivent être appliquées au train de sonde pour le circonscrire entièrement dans le puits.

Pour cela, on doit calculer la distance entre chaque point du train de sonde après sa déformation et la paroi du puits. Un point s du train de sonde est considéré d'être au sein du puits quand :

$$\delta < R_{\text{puits}} - R_{\text{tubulaire}} \quad (\text{Eq. III-27})$$

où δ représente la distance perpendiculaire entre l'axe du train de sonde et celui du puits. Si un ensemble de points franchit les extrémités du puits, on cherchera le point le plus loin parmi eux, et on appliquera la force de contact pour le ramener en contact avec la paroi du puits segmentant ainsi le train de sonde dans le dit point.

Trouver le point du train de sonde le plus distant de la paroi du puits est un processus en deux étapes. On doit d'abord trouver la distance perpendiculaire entre chaque point du train de sonde et la paroi du puits. Ensuite, on compare les distances trouvées et on déduit le point le plus loin. La trajectoire du puits étant représentée par des points issus de la méthode de calcul de la trajectoire dont les coordonnées sont enregistrées sous forme matricielle, elle est composée d'un ensemble de segments de lignes droites définis par les binômes des coordonnées calculées. La distance entre un point du train de sonde et la paroi du puits est trouvée par un processus d'optimisation qui cherche la distance la plus faible entre le dit point et les segments construisant la paroi.

La ligne droite passant par les deux points $P_a(x_a, y_a)$ et $P_b(x_b, y_b)$ comme indiqué dans la **Figure III-7** est définie par l'équation :

$$y = ax + b \quad (\text{Eq. III-28})$$

avec :

$$a = \frac{y_b - y_a}{x_b - x_a} \quad (\text{Eq. III-29})$$

$$b = y_a - ax_a \quad (\text{Eq. III-30})$$

Les coordonnées de la projection $P_p(x_p, y_p)$ du point $P_c(x_c, y_c)$ sur cette ligne sont données par :

$$x_p = \frac{ay_c - ab + x_c}{a^2 + 1} \quad (\text{Eq. III-31})$$

$$y_p = ax_p + b \quad (\text{Eq. III-32})$$

Les coordonnées du point P_p sont ensuite comparées avec celles des points P_a et P_b pour déterminer le point sur le segment de la ligne droite le plus proche du point P_c . La distance perpendiculaire entre le point P_c et sa projection P_p est donné par la relation ci-dessous:

$$\delta_p = \sqrt{(y_p - y_c)^2 + (x_p - x_c)^2} \quad (\text{Eq. III-33})$$

Le calcul de la distance entre un point du train de sonde et chaque segment de ligne droite de la trajectoire du puits prendra beaucoup de temps et introduira un ralentissement important lors de l'exécution du code. Pour cela, on utilise *distance2curve* qui est une fonction tierce de MATLAB développée par (D'Errico, 2013) et disponible sur l'espace de partage des fichiers *File Exchange* de MathWorks. Cette fonction comporte un algorithme d'optimisation qui compare la distance par rapport à nombre limité de segments de la trajectoire offrant un gain important de performance et de temps. Cette fonction offre aussi la possibilité de reconstruire la trajectoire du puits par des splines permettant d'augmenter la précision de la distance calculée sous le coût d'un temps de calcul plus élevé. Cela n'est pas nécessaire à moins que les points de la trajectoire soient trop éloignés les uns des autres.

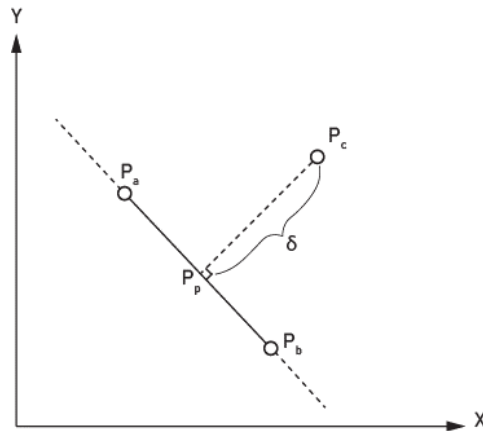


Figure III-7. Distance perpendiculaire entre l'extrémité libre de l'élément du train de sonde et la paroi du puits.

Après avoir calculé la distance entre chaque point du train de sonde et la paroi du puits, les distances sont ensuite comparées pour trouver le point le plus éloigné de la paroi. C’est à ce point que le train de sonde sera segmenté et un point de contact sera ajouté.

Le critère pour distinguer les points de contact valides de ceux redondants est la valeur de la force de contact. Si la force de contact à un point est nulle ou de signe qui ne convient pas (signe positif pour un contact avec le côté supérieur de la paroi, ou un signe négatif pour un contact avec le côté inférieur de la paroi), le point de contact est jugé redondant et est éliminé. Par contre, un point dont la force de contact n’est pas nulle et de signe convenable sera gardé.

III.3.5. Calcul de la force de contact

Du fait qu’un élément du train de sonde est fixé d’une extrémité à la paroi du puits et libre de l’autre, les forces de cisaillement et de tension transmises par l’élément en dessous auront tendance à le déformer de sorte qu’il surpasse les limites du puits. Pour le ramener à l’intérieur du puits, une force de rappel est appliquée à l’extrémité libre de l’élément du train de sonde, cette force appartient au plan de la section transversale de l’extrémité libre, et suit sa direction au fur et à mesure de la déformation de l’élément comme indiqué dans la *Figure III-4*.

Cette approche donne une définition formelle de la force de contact comme étant une force non-conservative appliquée à l’extrémité libre de l’élément du train de sonde pour amener cette dernière en contact avec la paroi du puits. Du fait de la nature complexe et non-linéaire de l’équation différentielle gouvernant la déformation des éléments du train de sonde, et du fait que cette équation est en fonction de l’angle de déformation plutôt que la déformation elle-même, il n’est pas possible d’obtenir l’expression explicite de la force de contact directement de l’équation différentielle. Pour cette raison, ce système est posé sous forme d’un problème d’optimisation dont on cherche la valeur de la force de contact qui minimise la distance perpendiculaire entre l’extrémité libre de l’élément du train de sonde et la paroi du puits (*Figure III-8*). La méthodologie consiste donc à paramétrer l’équation différentielle en fonction de la force de contact, et chercher celle dont la distance correspondante est inférieure à une certaine tolérance, ainsi, la méthode itérative de la sécante est employée pour trouver cette valeur. Le démarche de cette méthode consiste à fournir deux valeurs initiales pour faire une estimation de la force de contact qui sera améliorée jusqu’à la convergence, qui est atteinte lorsque la distance perpendiculaire est inférieure à la tolérance définie (1 mm) et le choix de cette valeur sera justifié dans le chapitre suivant par les résultats de la simulation.

Comme s’est déjà mentionné, cette méthode de la sécante nécessite deux itérations initiales en fonction des forces de contact P_0 et P_1 (plus de détail à la section IV.5.2). La distance perpendiculaire est donc calculée pour P_0 ; si elle est supérieure à la tolérance prédéfinie, la distance est calculée pour P_1 . Si cette distance ne satisfait encore le critère de tolérance, une troisième valeur P_3 est calculée comme suit :

$$P_2 = P_1 - distance(P_1) \frac{P_1 - P_0}{distance(P_1) - distance(P_0)} \quad (\text{Eq. III-34})$$

avec $distance(P_0)$ et $distance(P_1)$ étant les distances perpendiculaires résultant de l’application des forces de contact P_0 et P_1 respectivement à l’extrémité libre de l’élément du train de sonde.

Si la distance résultante de l'application de la force de grandeur $P2$ est toujours supérieure à la tolérance définie, les valeurs des forces de contact sont mises à jour de la manière suivante :

$$P1 = P2 ; \quad (\text{Eq. III-35})$$

$$P2 = P3 ; \quad (\text{Eq. III-36})$$

Ce processus se répète jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit satisfait ($distance(P2) < tolérance$). L'organigramme de la **Figure III-9** résume le processus de recherche de la force de contact convenable pour chaque élément du train de sonde.

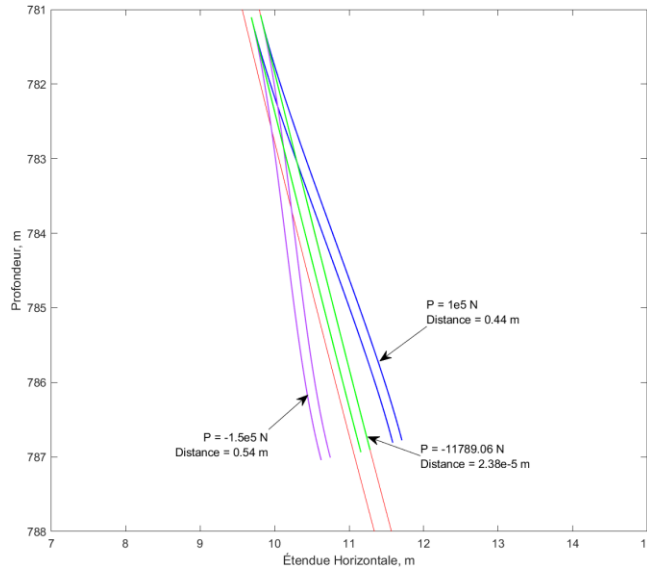


Figure III-8. Forme d'un élément du train de sonde et la distance perpendiculaire entre son extrémité libre et la paroi du puits selon la valeur de la force de contact P .

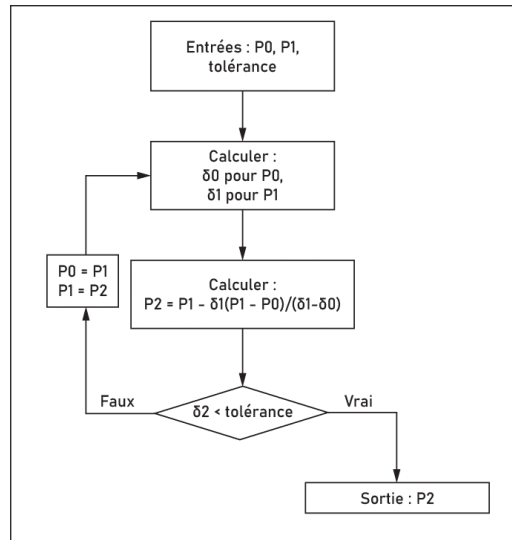


Figure III-9. Organigramme de la méthode de la sécante pour la recherche de la force de contact. P_i et δ_i sont respectivement les force de contact et la distance perpendiculaire à l'itération i .

III.3.6. Calcul du couple de torsion

Pareillement à la force axiale, le couple de torsion (torque) est calculé d’une manière cumulative du bas en haut du train de sonde. Il est supposé que le train de sonde ne subisse aucune déformation de torsion, c-à-d, la rotation autour de son axe central est la même le long du puits, et est égale à la rotation imposée en surface par la table de rotation ou le top drive.

Le couple cumulé à un certain point de contact i est donné comme suit :

$$Tr_i = \mu \sum_{j=1}^{j=i} r_j |P_j| \quad (\text{Eq. III-37})$$

avec :

Tr_i : Couple cumulé au point de contact i , le premier point de contact étant en bas, $N.m$

P_j : Force de contact au point de contact j , N

r_j : rayon du train de sonde au point de contact j , m

Le couple de torsion ne peut être calculé que lors de l’opération ROB (Rotating Off Bottom), c-à-d, pour un mouvement axial nul. Pour un train de sonde typique, le contact avec la paroi du puits sera majoritairement au niveau des tool-joints, ce qui implique que le rayon utilisé pour le calcul du couple de torsion soit ce dernier. L’utilisation du rayon des tool-joints dans le modèle proposé sera opposée aux hypothèses du modèle et découlera sûrement sur une surestimation du couple de torsion le long du train de sonde. Cependant, l’utilisation du diamètre nominal des tiges de forage aboutira forcément à une sous-estimation du couple de torsion. Pour remédier à la surestimation du couple de torsion lors de l’utilisation du diamètre des tool-joints, le facteur de frottement est ajusté pour que la valeur calculée du couple en surface soit égale à celle mesurée. Ainsi, il dérivera un facteur de frottement de rotation inférieur à celui du mouvement axial, comme constaté jadis par certains auteurs (Johancsik et al., 1984; Mitchell et al., 2015).

L’organigramme ci-dessous (**Figure III-10**) représente le flux de calcul complet commençant par l’introduction des entrées jusqu’à l’obtention des sorties.

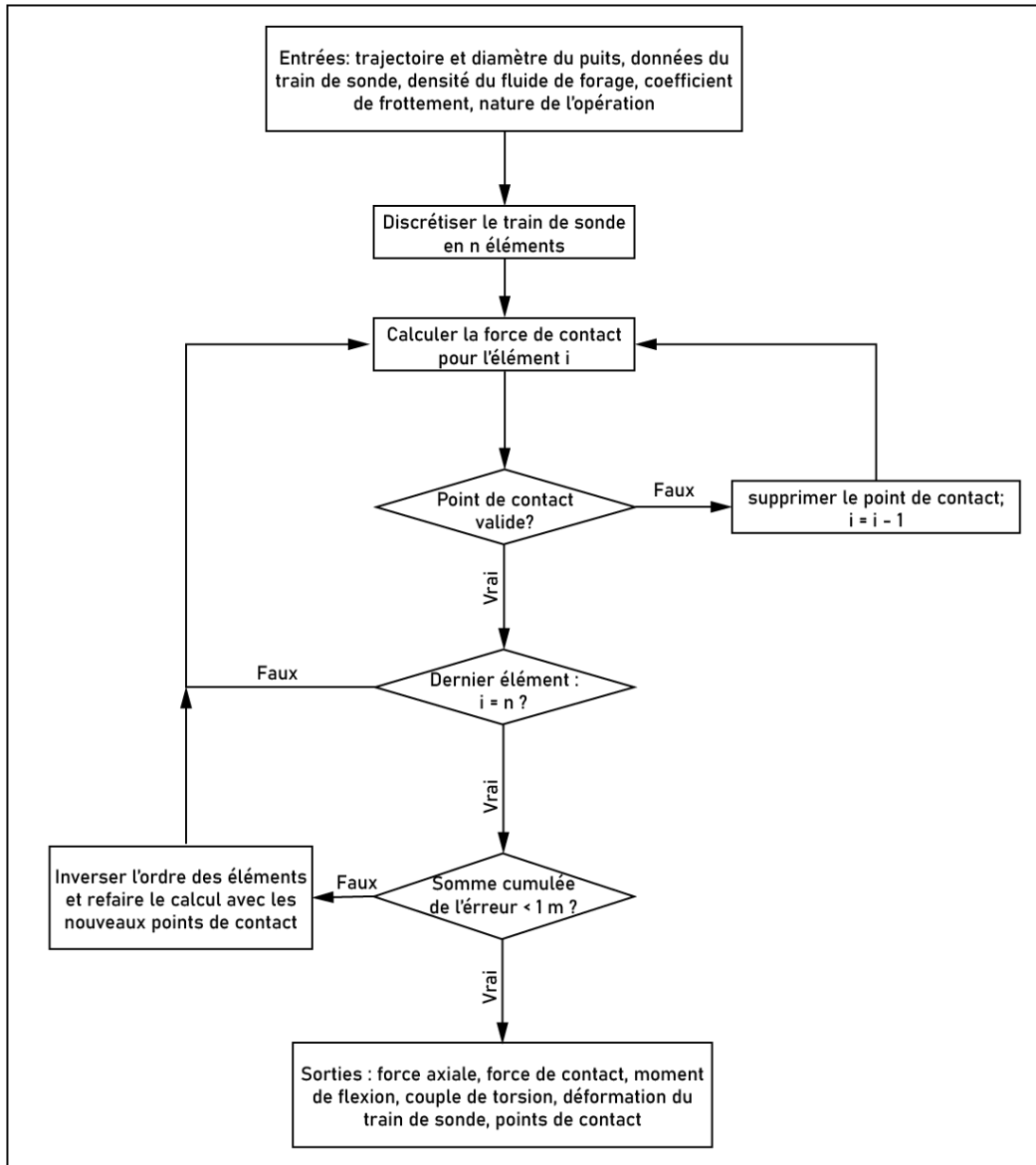


Figure III-10. Organigramme de l'algorithme du modèle proposé.

III.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les principes théoriques de notre nouveau modèle rigide. Subséquemment, le train de sonde est subdivisé en segments modélisés par des poutres rigides dont la solution de l'équation différentielle gouvernante donne la déflexion dans le plan vertical auquel appartient la trajectoire du puits. Les points constituant le train de sonde correspondent aux points de contact, et leurs emplacements sont déterminés en fonction du calcul.

Le calcul de la force axiale et le couple de torsion se fait du bas en haut commençant par l'élément le plus bas du train de sonde d'une façon additionnelle. Un processus auxiliaire comporte le calcul des forces de contact, de cisaillement et de frottement dont la connaissance des valeurs est nécessaire pour déterminer la déformation des équipements tubulaires au sein du puits.

Relativement à la méthode des éléments finis, la solution de l'équation différentielle gouvernante est plus robuste et donne des résultats de déformation fiables. Cela permet de modéliser les cas de tension importante avec risque de divergence réduit. Et contrairement au modèle souple, notre modèle rigide prend en compte l'effet de la rigidité des tubulaires, ce qui permet de déterminer les points de contact et d'examiner l'effet du jeu radial sur les résultats du couple et de trainée. Néanmoins, notre modèle adopte, pareillement au modèle souple, l'hypothèse de l'uniformité du diamètre extérieur des tiges (diamètre du tool-joints négligé), dont l'incidence sera exposée dans le chapitre suivant.

Chapitre IV – VALIDATION DU MODÈLE PROPOSÉ

Chapitre IV. Validation du modèle proposé

Afin de juger la validité du modèle proposé et explorer ses potentialités quant au traitement des problématiques réelles issues du domaine de forage, trois puits déviés ont été pris comme des prototypes. Les deux premiers puits, Puits-A et Puits-B, sont des puits théoriques, et les résultats du nouveau modèle sont comparés avec ceux du modèle souple de (Johancsik et al., 1984). Le troisième puits, Puits-C, est un puits réel géothermique foré dans l'état d'Utah aux États-Unis dont les données sont utilisées pour confronter les résultats de la simulation. Le processus de simulation consiste à l'analyse de la force axiale, des forces et des points de contact, du moment de flexion et du moment de torsion le long du train de sonde.

Il est possible d'utiliser différents facteurs de frottement pour différentes sections du puits (trou tubé, découvert) et différents diamètres de forage pour chaque section avec le modèle proposé. Cependant, par souci de simplicité, le facteur de frottement et le diamètre du trou seront constants en fonction de la profondeur pour l'ensemble des puits considérés.

IV.1. Données essentielles pour le calcul

Les données nécessaires pour le calcul de couple et de trainée comportent généralement les renseignements du train de sonde, les données indispensables pour la reconstruction de la trajectoire, et quelques paramètres de forage. Ces données sont utilisées par le modèle numérique comme des entrées pour pouvoir procéder à la simulation. On présentera dans ce qui suit plus en détails ces données:

IV.1.1. Paramètres de forage :

- **Densité du fluide de forage :**

Elle est utilisée pour le calcul du poids linéaire déjaugé des éléments du train de sonde. Un nombre de facteurs influencent cette grandeur le long du puits tels que la température (expansion thermique) et la pression (compressibilité) (McMordie et al., 1982), ainsi que la présence et concentration des déblais des formations forées. Cela peut introduire des changements partiels à sa valeur particulièrement dans l'espace annulaire, et rendre son estimation le long du puits un processus alambiqué nécessitant l'emploi des différents modèles prenant en compte son évolution en fonction de la profondeur et du temps (Cayeux et al., 2012). Dans le cadre de cette étude, la densité du fluide de forage est assumée constante en fonction de la profondeur et du temps.

- **Moment de torsion à l'outil (TOB) et le poids sur l'outil (WOB):**

Ces deux paramètres sont pris comme des conditions aux limites pour le calcul du couple et de trainée respectivement. Pour des raisons de disponibilité des outils de mesure au fond du puits et en raison de certaines limites sur les techniques de transfert des informations en surface (impulsions de pression du fluide de forage), l'obtention des mesures directes et fiables de WOB et de TOB est très ardue. Pour cela, ces deux grandeurs sont estimées à partir des mesures en surface (poids au crochet et couple à la table de rotation ou top drive). Ces estimations sont cependant sujets à des erreurs dues aux différents phénomènes physiques ayant lieu entre l'outil et la surface qui ne sont pas pris en compte lors de l'estimation (Cayeux & Skadsem, 2014).

Dans tous les puits étudiés dans cette section, l'opération de forage n'est pas considérée, et ainsi le WOB et le TOB sont négligés.

IV.1.2. Spécifications du train de sonde

- **Poids linéaire** de chaque type de tubulaire. Le poids des tiges doit être ajusté pour inclure le poids des tool-joints.
- **Compositions du train de sonde**, c-à-d, la longueur de chaque type de tubulaire dans le puits. Un train de sonde typique inclut les tiges de forage, les tiges lourdes, les masse-tiges, et les équipements de fond.
- **Diamètres internes et externes** de chaque type de tubulaire du train de sonde. Ces diamètres sont utilisés pour le calcul du moment quadratique J des sections des éléments tubulaires, ce qui est une grandeur qui représente la rigidité lors du calcul de la déformation. Ces diamètres sont également utilisés pour le calcul du jeu entre les éléments du train de sonde et la paroi du puits, ce qui est nécessaire pour la localisation des points de contact. Le moment quadratique planaire d'une poutre circulaire creuse de diamètres externe D_o et interne D_i est donné par :

$$J = \frac{\pi(D_o^4 - D_i^4)}{64} \quad (\text{Eq. IV-1})$$

- **Module de Young E** de chaque matériau constituant les tubulaires, dont le produit avec le moment quadratique J donne la rigidité de flexion. En général, le train de sonde est supposé construit d'acier de module de Young égale à 200 GPa.

IV.1.3. Données liées à la trajectoire du puits

- Les mesures de l'inclinaison et de l'azimut sont généralement faites d'une manière discrète et uniforme le long du forage aux points de mesure. Les différents paramètres de forage sont enregistrés d'une manière séquentielle en fonction de la profondeur mesurée. La fréquence de ces points de mesure varie d'une mesure chaque dizaine de mètres (généralement 30 m ou 100 ft) à quelques centimètres. La fréquence de mesure est de grande importance dans le calcul du positionnement du puits dans le forage directionnel (Stockhausen & Lesso, 2003). Plus de points de mesure signifie moins d'erreur commise par la méthode de calcul de la trajectoire comme indiqué dans *Figure IV-1*. Récemment, avec l'évolution technologique des moyens de surveillance, il est devenu possible de suivre d'une façon continue le changement des paramètres de forage en surface et au fond du puits avec une fréquence d'une mesure chaque seconde, où l'enregistrement de ces paramètres se fait en fonction du temps plutôt que de la profondeur. Cela génère une grande quantité d'informations nécessitant plus de ressources pour son traitement et stockage, mais cela ne présente pas un problème grâce au développement vertigineux des équipements informatiques. Les puits considérés dans cette étude étant tous bidimensionnels, seule l'inclinaison par rapport à la verticale est nécessaire pour la récréation des trajectoires.
- **Le diamètre de chaque phase du puits** soit le diamètre interne de tubage ou celui de découvert pour le calcul du jeu radial. Ce dernier a une grande importance lors du calcul de la déformation des équipements tubulaires au sein du puits. Ce paramètre a un effet direct sur le nombre et la position des points de contact, ainsi que sur le calcul de flambage.

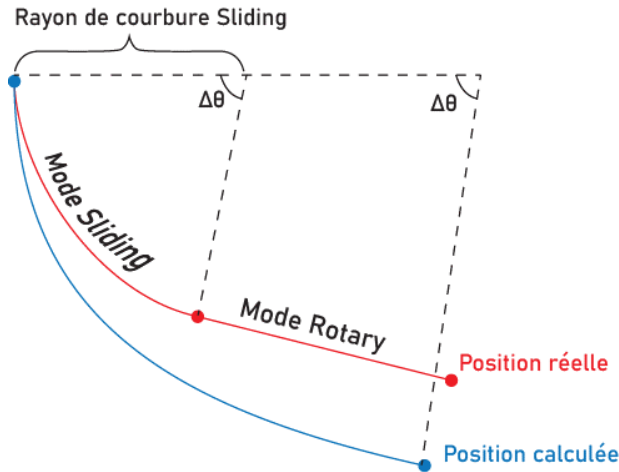


Figure IV-1. Effet du nombre des points de mesure sur la fiabilité du calcul de la trajectoire.

IV.1.4. Nature de l'opération

Cette-là est représentée par le signe et la valeur du paramètre k dans l'équation différentielle gouvernant le comportement du train de sonde. Son signe dépend du type d'opération en cours tenant en compte les forces de frottement qui sont toujours dans le sens opposé du mouvement. Lorsque le train de tiges est mis en rotation avec l'outil non posé (ROB), le paramètre k est égal à 0, indiquant qu'aucune force de frottement axiale n'agit sur le train de sonde. Lorsque le train de sonde est extrait du puits (POOH), le paramètre k est fixé à 1, indiquant que la force de frottement axiale agissant sur le train de sonde est ajoutée à la force nécessaire pour extraire ce dernier du puits. D'autre part, lorsque le train de sonde est descendu dans le puits (RIH), le paramètre k admet une valeur égale à -1 , indiquant que la force de frottement axiale agissant sur le train de sonde est soustraite du poids de ce dernier lors de l'opération ROB. En intégrant ce paramètre dans le modèle, il est possible de simuler différentes opérations de forage et d'étudier leur impact sur le comportement du train de sonde.

IV.1.5. Facteur de frottement

Du moment que ce paramètre dépend de beaucoup de facteurs et plusieurs incertitudes sont associées comprenant les propriétés du fluide de forage et la nature des formations, elle peut y avoir des valeurs différentes le long du puits. Pour éviter la complexité associée, le facteur de frottement est considéré constant le long du puits. Dans le cas idéal, le même facteur de frottement sera utilisé pour toutes les opérations de manœuvre, mais il est souvent nécessaire d'utiliser des valeurs différentes pour chaque opération afin de valider les résultats de la simulation avec les données réelles du chantier. Cela peut être dû à l'accumulation des déblais des formations forées sur la paroi du puits ce qui gêne le mouvement du train de sonde vers le haut (Cayeux et al., 2012). D'une façon générale, lors du processus de validation, on affecte au facteur de frottement une valeur initiale et ensuite un calcul itératif est lancé jusqu'à atteindre la convergence.

IV.2. Puits-A

Le premier puits considéré est un puits théorique dévié de forme J avec une profondeur totale de 3500 m et une inclinaison finale de 50° . Une représentation de la trajectoire du puits est illustré

sur la **Figure IV-2**. Le train de sonde est composé de 110 m de masse-tiges (6.5 x 2.25 in), 256.5 m de tiges lourdes (5 x 2.75 in), et 3133.5 m de tiges de forage (5 x 4.28 in). La densité du fluide de forage utilisé est de 1.15 et le facteur de frottement est égal à 0.25 pour toutes les opérations le long du puits. Le diamètre de ce dernier correspond au diamètre interne de tubage $9^{5/8}$ in et est égal à 0.2223 m.

Du fait de la géométrie de la trajectoire du puits, et des valeurs attendues de la force axiale, l'estimation initiale des points de contact est faite de sorte qu'aucun contact du train de sonde n'est prétendu avec la paroi dans la section verticale. Des contacts avec les parties supérieure et inférieure de la paroi sont considérés dans les sections courbées et droite inclinée respectivement. Les points de contact initiaux sont distribués selon un pas de discrétisation de 6 m où la longueur de chaque élément du train de sonde sera égale ou proche de cette valeur dans les sections où il y a contact. Ces déclarations sont faites avant d'entamer l'étude du puits pour éviter l'ambiguïté concernant l'effet de ces paramètres sur les résultats. Cet effet sera examiné dans une étude de sensibilité du modèle dans la section IV.5.

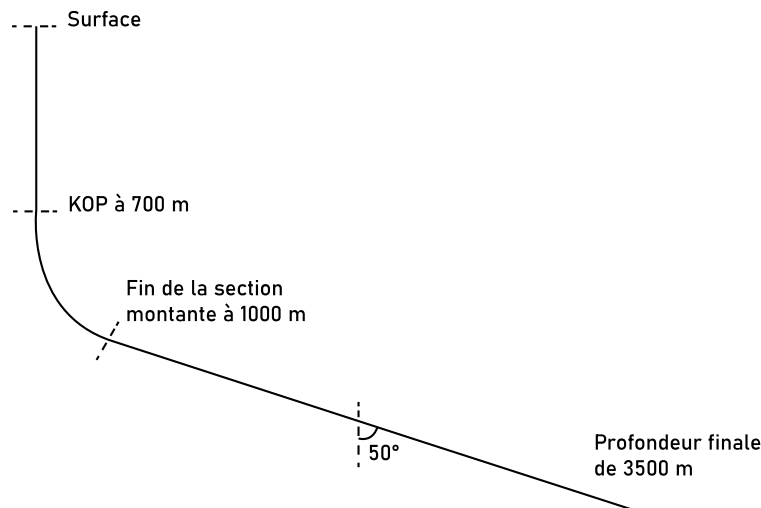


Figure IV-2. Représentation de la trajectoire du Puits-A.

En analysant la force axiale, la force de contact, le moment de flexion et le couple le long du train de sonde, nous pouvons mieux comprendre le comportement mécanique du train de sonde au sein du puits. La force axiale aide à prédire le poids au crochet à la surface, tandis que la force de contact nous donne des informations sur le frottement entre le train de sonde et la paroi du puits. Le moment de flexion, d'autre part, décrit le comportement de flexion du train de sonde, et le couple décrit le couple nécessaire pour faire tourner ce dernier. En analysant toutes ces forces ensemble, nous pouvons mieux comprendre le comportement mécanique du train de sonde et optimiser la conception et l'implémentation du puits.

IV.2.1. Force axiale

La **Figure IV-3** illustre les résultats de la force axiale tels que prédits par le modèle proposé et le modèle souple pour les opérations de RIH, ROB et POOH, et le **Tableau IV-1** montre les valeurs de force axiale correspondantes à la surface. Notons que les résultats de la force axiale des deux

modèles sont pratiquement indiscernables pour chaque opération le long du puits. Selon la direction du mouvement axial dans la section rectiligne inclinée du puits, l'opération qui présentait les valeurs les plus élevées de la force axiale était l'opération POOH, suivie de l'opération ROB, puis de l'opération RIH. Cette différence entre chaque opération en termes d'amplitude de la force axiale est due à la force de traînée qui agit toujours dans la direction opposée au mouvement. Quant à l'opération ROB, les forces de traînée sont nulles car il n'y a pas de mouvement axial, et la valeur de la force axiale en surface est due principalement au poids du train de sonde plutôt qu'au frottement.

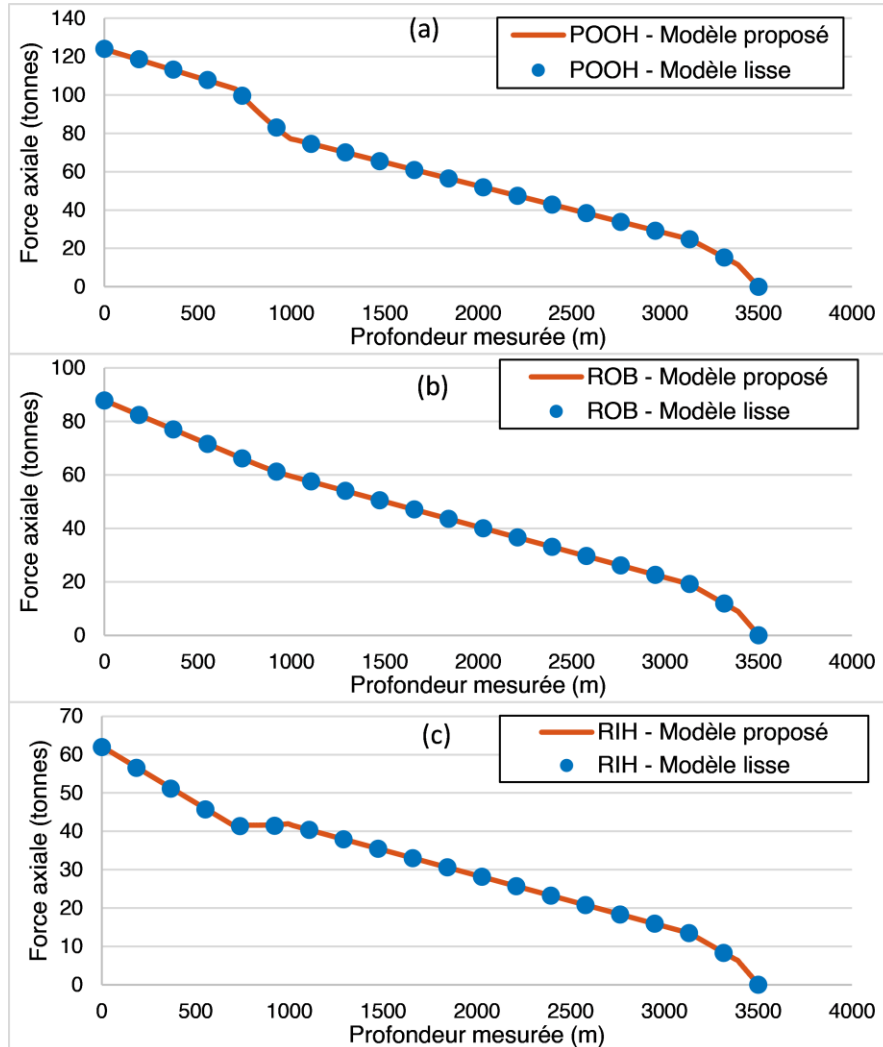


Figure IV-3. La force axiale en fonction de la profondeur mesurée pour les opérations de POOH (a), ROB (b), et RIH (c) dans le Puits-A comme prédit par le modèle souple et le modèle proposé.

Tableau IV-1. Valeurs de la force axiale (tonnes) en surface pour les opérations de POOH, ROB et RIH dans le puits-A comme prédit par le modèle souple et le modèle proposé.

Opération	Modèle souple	Nouveau modèle
RIH	61.97	62.12
ROB	87.81	87.82
POOH	124.14	123.80

Pour l’opération POOH, les forces de traînée entravent le mouvement ascendant du train de sonde, ajoutant à son poids et augmentant la quantité de force nécessaire pour tirer le train de sonde vers le haut. La traînée est dans ce cas égale à la différence de la force axiale en surface entre les opérations POOH et ROB, et qui est égale à 36 tonnes selon le modèle proposé. Le souci principal dans ce cas est d'éviter la traction excessive qui se produit lorsque la force axiale dépasse la limite de tension du train de sonde. Le contraire est vrai pour l’opération RIH, où les forces de frottement obstruent le mouvement du train de sonde vers le bas réduisant ainsi son poids enregistré en surface. La quantité de traînée dans ce cas est la différence de la force axiale en surface entre les opérations ROB et RIH et qui s'élève à 25.69 tonnes.

Nous observons que la force axiale a un gradient plus élevé dans la section courbée pour l’opération POOH que celui de l’opération RIH, ce qui est dû à la différence d'amplitude de la force de contact entre les deux opérations dans cette région. Le problème de la traînée lors de la descente, qui est une préoccupation majeure pour le forage à portée étendue (ERD pour *Extended Reach Drilling*), limite le poids transféré au trépan et pourrait éventuellement rendre impossible l’avancement du forage ou la descente du tubage. La prise en compte des forces de cisaillement et du moment de flexion devrait entraîner une augmentation des forces de contact aux sections courbée et par conséquent de la force axiale (Oyedere & Gray, 2020), cependant, aucune augmentation de ce type n'a été observée. Cela est attribué au profil lisse de la trajectoire du puits, c'est-à-dire que le gradient d'inclinaison au niveau de la section courbé n'est pas suffisamment élevé pour permettre à la rigidité du train de sonde de jouer un rôle majeur dans la génération des forces de contact.

La plus grande différence entre les résultats des deux modèles en termes de valeur de la force axiale à la surface a été contemplée dans l’opération de remontée, cependant, elle ne s'élevait qu'à 0.27 %. En pratique, la nature lisse de la trajectoire donne peu de rôle à la rigidité du train de sonde, ce qui explique la similarité entre les résultats du modèle rigide proposé et du modèle souple (Rezmer-Cooper et al., 1999). Ces résultats, ainsi que le fait que le même facteur de frottement a été utilisé pour toutes les opérations, montrent la puissance du nouveau modèle à donner des prévisions de la force axiale conformes à celles du modèle souple validé par l'industrie pour ce type de trajectoires. Le **Tableau IV-2** fournit des détails sur l'erreur de compatibilité de position produite par le nouveau modèle. À en juger par les résultats de la force axiale, nous pouvons conclure que cette vulnérabilité inhérente du nouveau modèle est bien gérée et n'affecte pas son exactitude. L’effet du pas initial de la discrétisation sur cette erreur est mieux exploré dans la section IV.5.1.1.

Tableau IV-2. Erreur de compatibilité de la position pour les opérations de POOH, ROB et RIH produite par le modèle proposé dans le Puit-A.

Opération	Erreur de compatibilité de position				
	Somme cumulative (m)	Minimum (10^{-6} m)	Maximum (10^{-3} m)	Moyenne (10^{-3} m)	Médiane (10^{-6} m)
RIH	0.049	6.175	0.863	0.097	8.485
ROB	0.044	0.080	1.240	0.087	0.123
POOH	0.052	3.470	0.876	0.103	5.182

IV.2.2. Force de contact

Compte tenu des différentes hypothèses de contact adoptées par les deux modèles, où le modèle souple suppose un contact continu du train de sonde avec la paroi du puits, et le modèle proposé, au contraire, considère que le contact ne se fait qu'à des points discrets, il serait difficile d'effectuer une comparaison valable en utilisant la force de contact telle qu'elle. De ce fait, la charge répartie obtenue en divisant la grandeur de la force de contact par la longueur de l'élément de train de sonde correspondant est utilisée afin d'effectuer une comparaison appropriée.

Les valeurs absolues de la force de contact résultante distribuée selon chaque modèle pour l'opération POOH sont illustrées dans la **Figure IV-4**. Les résultats de simulation des autres opérations ROB et RIH sont disponible en Annexe-A. Comme première remarque, les deux courbes présentent une similarité qualitative et quantitative en termes de force de contact distribuée le long de train de sonde. Cette observation est valable pour la totalité du puits et pour toutes les sections du train de sonde à l'exception de quelques pics prédits par le modèle proposé dans les points de changement de type d'équipement tubulaire (passage des DC aux HWDP) ou de direction du puits (passage de la section droite inclinée à la section montante). Ces sommets peuvent être dus à la distribution particulière des points de contact dans ces endroits où de grandes ou faibles valeurs de la force de contact sont observées dépendant de la longueur correspondante des éléments du train de sonde.

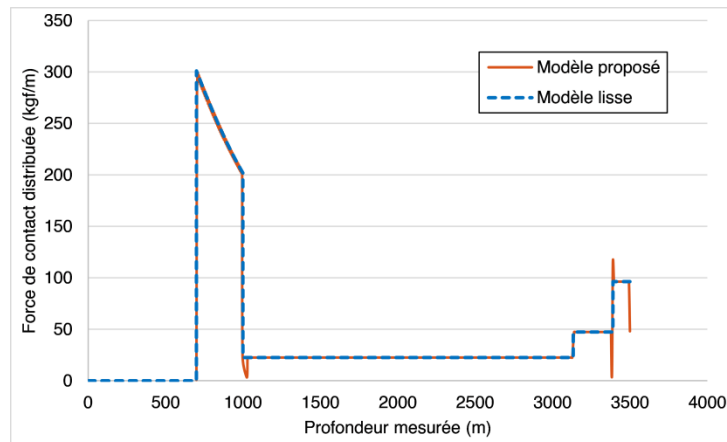


Figure IV-4. Force de contact distribuée en fonction de la profondeur mesurée comme prédit par le modèle souple et le modèle proposé.

Comme prévu, dans la section droite inclinée du puits, les valeurs les plus élevées de la force de contact sont observées le long de la partie DC du train de sonde, suivies des HWDP et enfin des DP. Même si la section courbée du puits correspond aux DP, les forces de contact à cette section sont beaucoup plus élevées que celles observées le long des DC dans la section droite inclinée. Cela signifie que les forces de contact dans la section courbée sont principalement attribuées à la force axiale poussant le train de sonde contre la face supérieure de la paroi du puits plutôt qu'au poids du train de sonde lui-même. Ceci sera confirmé ultérieurement lors de l'analyse du côté contact. L'augmentation progressive des valeurs de la force de contact dans la section courbée est une autre manifestation de la relation couplée entre la force axiale et les forces de contact, c'est-à-dire que les valeurs élevées de ces derniers entraînent une force axiale supérieure par le biais des

forces de frottement qui, à leur tour, entraînent une augmentation de la force de contact du fait de la courbure de la trajectoire.

La répartition des forces de contact le long du train de sonde explique également les gradients de la force axiale observés dans la section précédente. Par exemple, les valeurs élevées de la force de contact observées le long des masse-tiges pour l'opération de remontée correspondent au gradient de la force axiale supérieur observé dans la même section. Pour conclure, les deux modèles donnent des résultats similaires en termes de force de contact le long du train de sonde en termes d'ampleur et de profil pour la totalité du puits.

Jusqu'à maintenant, les valeurs absolues des forces de contact prédites par le nouveau modèle ont été utilisées à des fins de comparaison avec les résultats du modèle souple. Cependant, le signe de la force de contact présente un outil essentiel pour déterminer le côté du contact. Plus précisément, une force de contact négative signifie que le train de sonde est en contact avec le côté supérieur de la paroi, une force de contact positive est une indication du contact avec le côté inférieur du puits, et les zones sans force de contact indiquent qu'il y a aucun contact du train de sonde avec la paroi du puits. En utilisant ce critère, nous pouvons facilement déduire le côté de contact du train de sonde avec la paroi du puits pendant l'opération de remontée pour le puits-A (*Figure IV-5*).

Nous remarquons qu'il n'y a aucun contact dans la section verticale, mais pour la majorité de la section courbée montante, le contact se produit du côté supérieur de la paroi du puits, pour passer finalement à un contact inférieur pour le reste de la section droite inclinée. Contrairement au modèle souple qui suppose un contact continu du train de sonde avec la face inférieure de la paroi, le modèle proposé n'adopte pas une telle hypothèse et prend en compte l'espace annulaire en calculant les points de contact en fonction des grandes déformations du train de sonde fournissant une méthode simple pour prédire le côté de contact. La connaissance des points de contact est d'une grande importance dans le forage directionnel lors de l'analyse de l'usure de tubage et de la formation des clés de serrure (key seats).

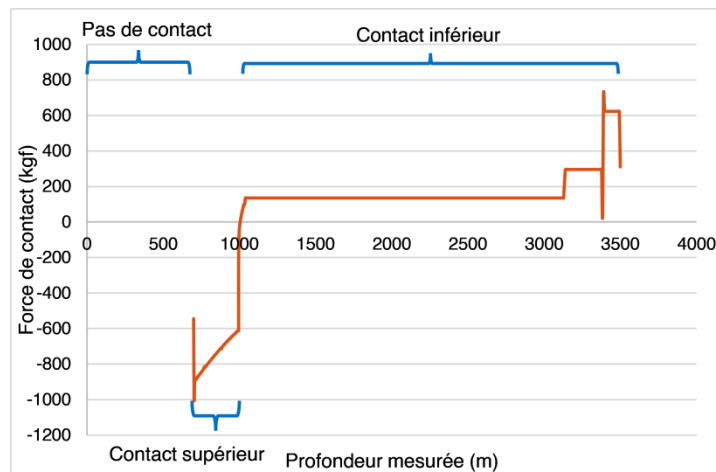


Figure IV-5. Force et côté de contact et le long du Puits-A selon le modèle proposé pour l'opération de remontée.

IV.2.3. Moment de flexion

La *Figure IV-6* montre le moment de flexion prédit par le modèle proposé pour l'opération POOH dans Puits-A. Le modèle souple n'est pas inclus dans la comparaison parce qu'il ne peut pas prédire le moment de flexion du fait qu'il ne prend pas en compte la rigidité des composants du train de sonde. Ainsi, on remarque que, dans la partie droite inclinée du puits, la grandeur du moment de flexion dépend de la nature du composant du train de sonde, dont les DC présentent le moment le plus élevé, suivis par les HWDP et les DP. Cela est dû à la différence dans la section transversale des différents éléments qui a un effet direct sur le moment de flexion. Cependant, dans la section courbée du puits, le moment assume une alternance entre des valeurs grandes et petites mais qui restent toujours supérieures à celles observées dans la section droite inclinée. Cela est dû à la courbure de la trajectoire dans cette section où le train de sonde est forcé sur la partie supérieure de la paroi du puits.

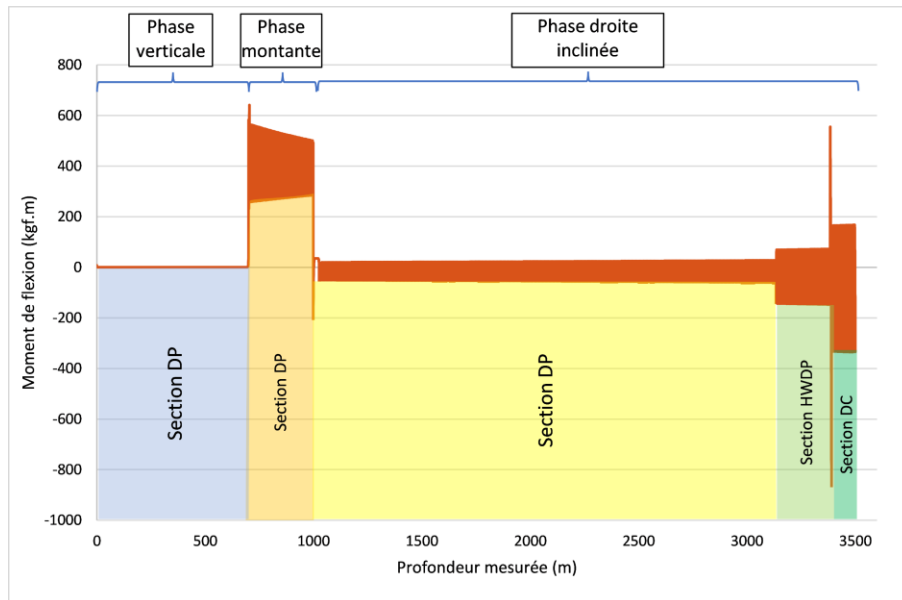


Figure IV-6. Moment de flexion à travers le train de sonde selon le modèle proposé.

Néanmoins, il est à rappeler que le modèle proposé ne prend pas en compte les tool-joints. Cela suppose qu'il devrait prédire un moment de flexion nul dans la section droite inclinée puisque le train de sonde est sous tension et se trouve sur le côté inférieur de la paroi du puits. Quant à la section courbée, il suppose un moment de flexion constant puisque le train de sonde est en contact continu avec la face supérieure de la paroi dans cette section. Cependant, aucune de ces affirmations ne concorde car le moment fléchissant prédit n'est ni nul dans la section droite inclinée ni constant dans la section courbée. Le moment de flexion selon notre modèle rigide montre en effet des fluctuations dont l'amplitude dépend du type de composant du train de sonde et de la géométrie du puits. La raison de ces fluctuations réside dans le fait que notre modèle n'adopte pas la notion du contact continu du train de sonde avec la paroi du puits. Cela veut dire que même dans les sections du puits où le train de sonde est en contact continu avec la paroi et en négligeant la présence des tool-joints, ce contact est modélisé par des points discrets.

Il reste ensuite à examiner la façon dont les forces de contact sont calculées et la façon dont de nouveaux points de contact sont ajoutés. Comme indiqué précédemment, une force de contact pour un élément de train de sonde est trouvée par un processus itératif qui minimise la distance perpendiculaire entre l'extrémité libre dudit élément et la paroi du puits jusqu'à une certaine tolérance. En revanche, un nouveau point de contact est ajouté si la distance maximale entre le corps de l'élément de train de sonde dépasse une tolérance prédéfinie. Même si les deux tolérances précédentes sont de la même valeur, la distance perpendiculaire entre l'extrémité libre de l'élément de train de sonde et la paroi du puits résultant de la méthode itérative est très petite par rapport aux autres points du corps de l'élément. Cela crée des zones de changements rapides de l'angle de déflexion de l'élément du train de sonde au voisinage des points de contact dépendant de la grandeur de la force axiale (*Figure IV-7*), ce qui entraîne les fluctuations observées du moment de flexion. Il est intéressant de noter que ce comportement inattendu est similaire à celui arboré par les tiges de forage à la présence des tool-joints (Mason & Chen, 2007). Pendant que dans ce cas, les valeurs du moment de flexion seront différentes de celles prédites par notre modèle rigide, leur profil sera similaire le long du train de sonde. Cela montre que, même si notre modèle ne prend pas en compte des tool-joints, il fournit toujours une description qualitative du profil de moment de flexion à travers le train de sonde.

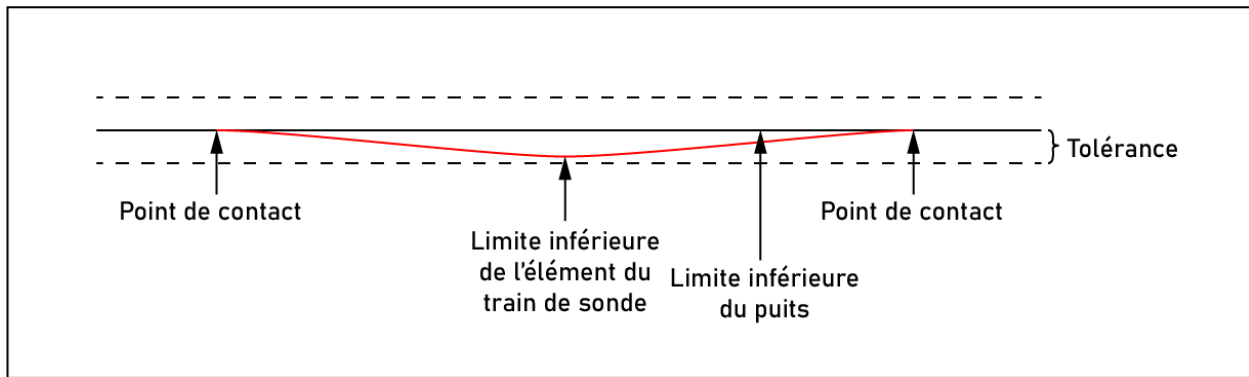


Figure IV-7. Origine du moment de flexion prédit par le modèle proposé.

IV.2.4. Couple de torsion

En ce qui concerne les calculs du couple de torsion, les forces de contact nécessaires pour restreindre le train de sonde au sein du puits sont calculées pour un facteur de frottement nul ($k = 0$) afin de simuler l'opération de rotation avec l'outil non-posé. La somme cumulative des moments de ces forces de contact par rapport à l'axe du tubulaire donne le couple de torsion en surface. Le couple au niveau de l'outil (TOB) qui est une condition à la limite est considéré comme nul. Le même facteur de frottement de 0.25 qui a été utilisé pour le calcul de la traînée est également employé pour évaluer le couple de torsion. Les auteurs du modèle souple (Johancsik et al., 1984) emploient comme diamètre \hat{d} pour le calcul des moments deux tiers de la distance entre le diamètre des tiges de forage d_{DP} et ce des tool-joints d_{TJ} :

$$\hat{d} = (d_{TJ} - d_{DP}) * \frac{2}{3} + d_{TJ}$$

Ils justifient ce choix en se basant sur l'hypothèse que deux tiers de la force de contact sont supportés par les tool-joints. La même chose est adoptée pour le modèle proposé en termes de

diamètre pour que la comparaison entre les deux modèles soit crédible. La *Figure IV-8* montre des résultats du couple de torsion le long du train de sonde comme prédit par les deux modèles.

D'après l'(Eq. III-37), le couple cumulé dépend principalement du facteur de frottement, du diamètre extérieur du tubulaire et de l'amplitude des forces de contact. Le même facteur de frottement étant utilisé pour la totalité du puits, les principaux acteurs dans le calcul du couple sont le diamètre extérieur du tubulaire et l'amplitude des forces de contact.

Dans la section droite inclinée du puits, la partie des masse-tiges du train de sonde admet le diamètre extérieur le plus élevé et génère les forces de contact les plus élevées en raison de son poids important, ce qui entraîne un accroissement rapide observée du couple. La zone des tiges lourdes est caractérisée par un poids linéaire supérieur à celui des tiges de forage, ce qui explique que le gradient du couple est comparativement plus élevé. On observe également une courbe de couple très raide dans la section courbée, qui est due aux forces de contact plus élevées présentes dans cette zone. Le modèle proposé a prédit une valeur de couple en surface égale à 2478.58 kgf.m, pendant que le modèle souple a prévu une valeur de 2504.48 kgf.m, engendrant ainsi une différence de 1.03%. Ces résultats montrent que le modèle proposé est en bon accord avec le modèle souple pour la prédiction du couple le long du train de sonde pour une telle trajectoire. En raison de l'hypothèse fondamentale adoptée par les deux modèles qui néglige les tool-joints des tiges de forage, et dépendant du diamètre extérieur choisi, il y a risque de surestimation ou sous-estimation des valeurs réels du couple de torsion. Cela rend le diamètre extérieur un autre paramètre qui doit être ajusté pendant le calibrage du modèle, ce qui introduit une complication supplémentaire. Pour éviter cela, le diamètre extérieur est fixé à une valeur choisie préalablement, et seul le facteur de frottement est ajusté lors du calibrage du modèle en fonction des données réelles.

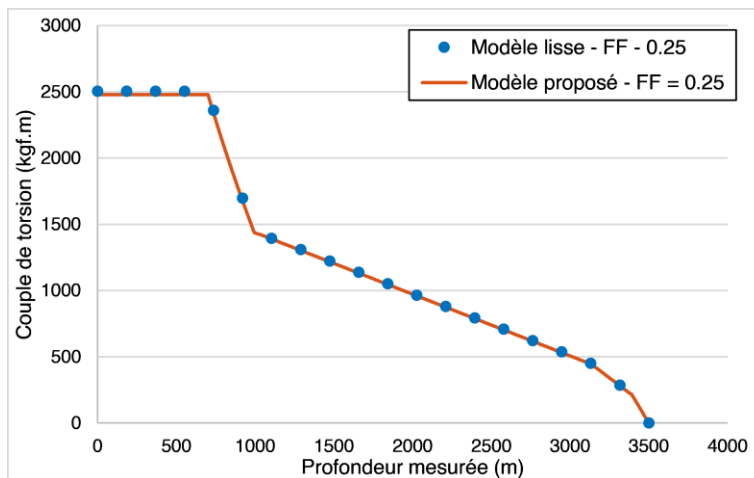


Figure IV-8. Couple en surface en fonction de la profondeur dans le Puits-A selon le modèle souple et le modèle proposé. FF : Facteur de frottement.

IV.3. Puits-B

Le puits-B est un puits théorique horizontal de 4500 m de profondeur mesurée. Le train de sonde est composé entièrement des DP de 5" (32.28 kg/m). Une densité de boue de 1.20 est utilisée avec un facteur de frottement de 0.30 et la *Figure IV-9* est une représentation de la trajectoire du puits.

Il a été conçu de manière à tester les limites du nouveau modèle lorsque le flambage est un souci souscrit au problème. Ainsi, on se contente de l'étude de la force axiale du fait qu'elle est le facteur le plus important pour déterminer l'apparition du flambage dans le train de sonde. Cependant, les résultats de la force de contact, le moment de flexion, le couple en surface et le côté de contact seront disponibles en Annexe-B.

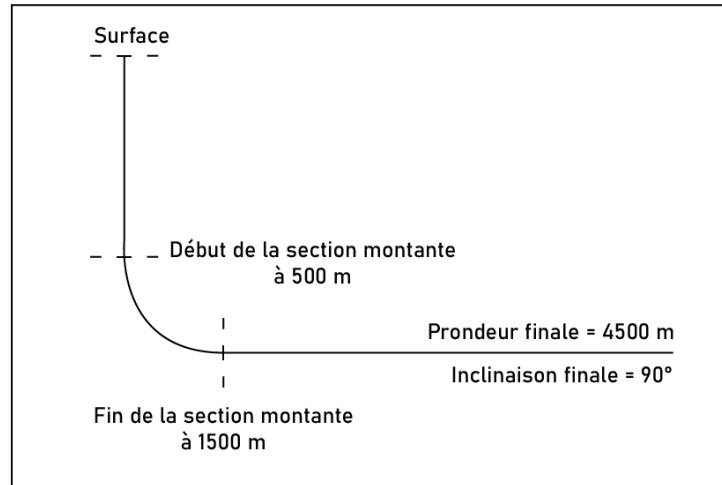


Figure IV-9. Représentation de la trajectoire du Puits-B.

En examinant la *Figure IV-10* et le *Tableau IV-3*, nous pouvons conclure que, comme dans l'exemple précédent, les deux modèles donnent des résultats similaires en termes de force axiale le long du train de sonde. En ce qui concerne l'opération POOH, le train de sonde est en tension, avec un profil de force axiale croissant à partir du bas jusqu'à la surface. L'augmentation de la force axiale dans la section horizontale est le résultat de l'accumulation des forces de traînée plutôt que du poids du train de sonde. La section courbée dans cet exemple est également caractérisée par un gradient de force axiale légèrement plus élevé en raison des forces de contact plus élevées dans cette zone, cependant, le gradient est relativement moins important par rapport à celui observé dans le Puits-A en raison de la force axiale plus faible. L'opération ROB présente un profil différent dans lequel, la force axiale dans la section horizontale est nulle, et ce n'est qu'à partir de la section courbée que le train de sonde devient en tension lorsque son poids entre en jeu. Passant à l'opération RIH, la totalité du train de sonde est en compression, ce qui est traduit par la force axiale négative du bas jusqu'à la surface. Cela indique que le poids du train de sonde dans les parties verticale et courbée du puits ne peut pas vaincre les forces de frottement issues du mouvement de descente du train de sonde. Une force axiale négative en surface ne pourrait pas se produire en pratique, et c'est une indication que le train de sonde ne peut être plus descendu dans le puits, et encore moins avancer le forage.

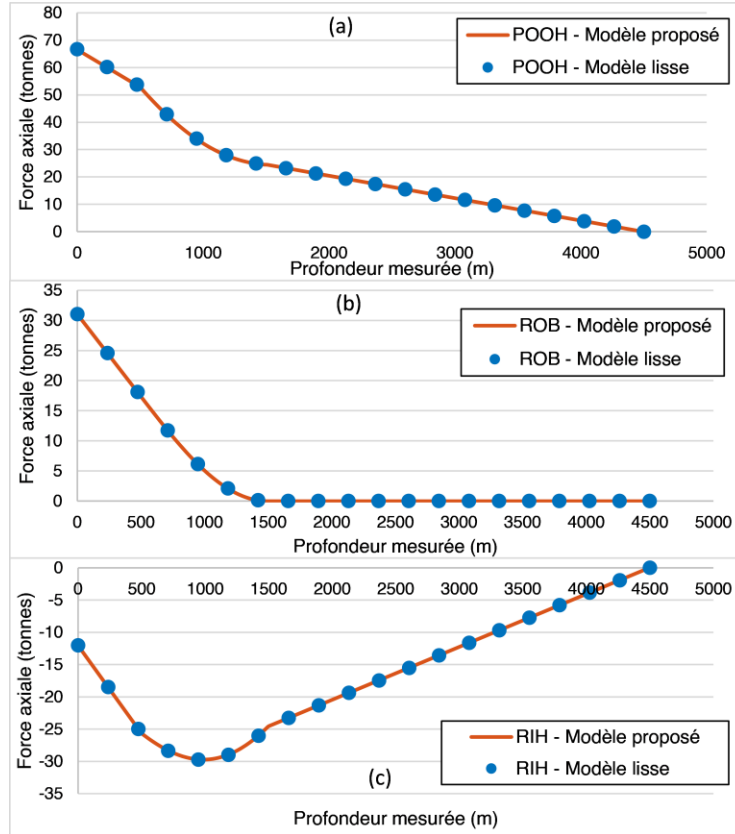


Figure IV-10. Force axiale le long du train de sonde dans Puits-B pour les opérations de POOH, ROB et RIH comme prédit par le modèle souple et le nouveau modèle.

Tableau IV-3. Force axiale en surface dans Puits-B pour les opérations de POOH, ROB et RIH selon le modèle souple et le nouveau modèle.

Opération	Modèle souple	Modèle proposé
RIH	-12.04	-12.04
ROB	31.05	31.04
POOH	66.71	66.55

Un autre problème qui se produit lors de l'opération RIH est que la force axiale tombe sous les seuils de flambage. Ce dernier phénomène risque de se produire lorsque la force axiale de compression appliquée au train de sonde dépasse sa charge critique de flambage soit sinusoïdale ou hélicoïdale (*Figure IV-11*). L'excès de la force axiale de compression peut être dû aux différents facteurs tels que les forces de frottements du train de sonde avec la paroi du puits et un poids trop important sur l'outil (Lubinski, 1950). Les seuils de flambage sont donnés par des modèles trouvés dans la littérature qui donnent la valeur de la force axiale en-dessous de laquelle le train de sonde peut flamber. (Dawson & Paslay, 1984) proposent la formule ci-dessous, représentant le seuil de flambage sinusoïdal F_{sin} :

$$F_{sin} = 2 \sqrt{\frac{EJw \sin I}{r}} \quad (\text{Eq. IV-2})$$

Avec :

E : Module de Young, Pa;

J : Moment quadratique, m^4 ;

w : Poids linéaire de l'équipement tubulaire, N/m ;

I : Inclinaison de la trajectoire du puits, rad.

La force critique F_{hel} à partir de laquelle l'équipement tubulaire commence à flamber hélicoïdalement est donnée d'après (Y.-C. Chen et al., 1990) par la formule suivante :

$$F_{hel} = 2 \sqrt{\frac{2EJw \sin I}{r}} = \sqrt{2} F_{sin} \quad (\text{Eq. IV-3})$$

Une troisième formule proposée par (Wu et al., 1993) donne le seuil de force axiale à partir duquel l'équipement tubulaire est complètement flambé, et il ne peut être plus descendu :

$$F_{hel} = 2(2\sqrt{2} - 1) \sqrt{\frac{EJw \sin I}{r}} = 2(2\sqrt{2} - 1) F_{sin} \quad (\text{Eq. IV-4})$$

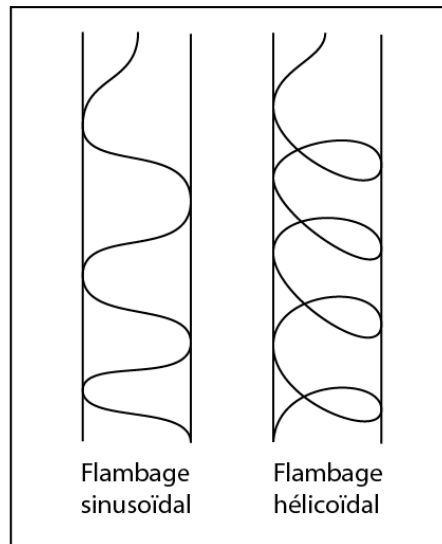


Figure IV-11. Modes de flambage du train de sonde.

Ces seuils de flambage avec la force axiale le long du train de sonde pour l'opération RIH sont montrés dans la **Figure IV-12**. En analysant cette dernière suivant la profondeur mesurée du bas en haut, on remarque que le train de sonde rentre dans un régime de flambage sinusoidal à partir d'environ 2500 m de profondeur. La force axiale travaillant en compression continue à s'accumuler jusqu'à la profondeur d'environ 1700 m où le train de sonde commence à flamber

d'une manière hélicoïdale. Au-delà d'environ 1200 m et jusqu'à la surface, le train de sonde est complètement bloqué, et aucun mouvement vers le bas n'est possible.

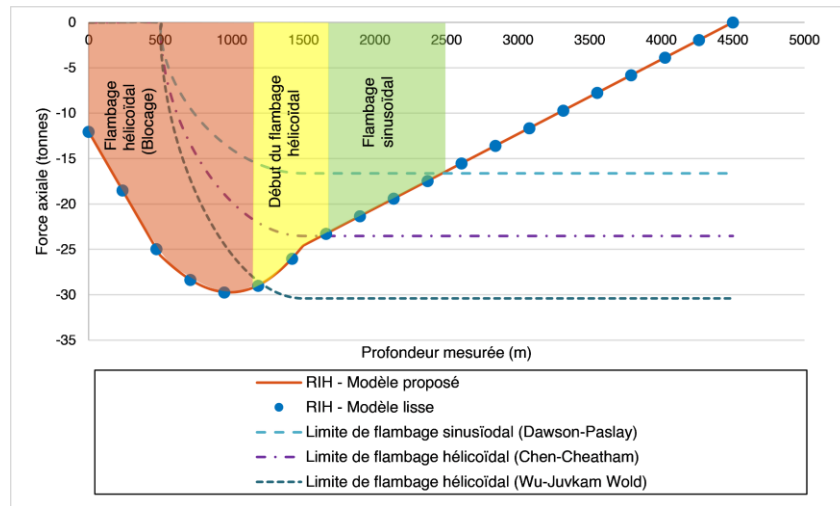


Figure IV-12. Force axiale dans Puits-B pour l'opération RIH avec les limites de flambage sinusoïdal et hélicoïdal.

Quand le flambage se produit, la déformation du train de sonde pourrait devenir tridimensionnelle, et comme le nouveau modèle ne calcule que la déformation dans le plan vertical, il ne peut pas non plus prédire la forme flambée du train de sonde dans de tels cas, ni, par conséquent, localiser les points de contact correspondants.

Cela peut nuire à la fiabilité des résultats de la force axiale du fait qu'un flambage excessif peut augmenter d'une façon non-contrôlée les forces de contact qui à leur tour ont un effet direct sur les forces de frottement, ce qui peut entraîner des contraintes et des dommages supplémentaires au train de sonde (Mason & Chen, 2007). A l'inverse, des valeurs élevées de frottement peuvent augmenter le risque de flambage. Cette relation couplée entre les forces de contact et axiale rend difficile la prévision du comportement du tubulaire ayant subi un flambage au sein du puits.

La difficulté de modéliser le phénomène de flambage est commune entre les modèles de couple et de trainée et les modèles de flambages eux-mêmes. Afin de décrire le comportement du train de sonde victime de flambage au sein du puits, les modèles traitant la dite problématique adoptent des hypothèses simplificatrices telles que le type de la géométrie et sa direction, soit droite (verticale, inclinée, ou horizontale), ou courbée. L'effet du frottement n'est également pas encore proprement intégré dans les modèles de flambage (Mitchell, 2008).

Concernant les modèles de couple et de trainée, les forces de frottement sont bien prises en compte, cependant, la difficulté de modéliser le phénomène de flambage provient principalement de deux raisons. La première étant les hypothèses adoptées sur les points de contact où les modèles, soit souples ou rigides, qui supposent un contact continu du train de sonde avec la paroi du puits et négligent l'effet du jeu radial ne peuvent pas prédire la forme flambée du train de sonde. La deuxième raison a un aspect mathématique dont les équations gouvernantes présagent une hypothèse supposant que les déformations du train de sonde sont de faible amplitude, ce qui permet de simplifier le problème et faciliter le processus de recherche d'une solution. Cela peut mener à

des résultats de déformations conservatifs quand les angles de déflexion deviennent importants comme dans le cas de flambage.

Ces deux déficiences auraient dû être évitées par notre modèle du fait que ce dernier n'adopte pas l'hypothèse du contact continu et est basé sur la théorie des larges déformations ce qui lui permet de modéliser précisément de longues parties du train de sonde avec des changements brusques de l'angle de déflexion. Néanmoins, un autre genre d'ennui a été rencontré lors de l'adaptation du notre modèle à la problématique du flambage.

Couramment, en appliquant une force axiale de compression suffisamment élevée à un élément de train de sonde pour provoquer le flambage et en suivant la procédure d'ajout de nouveaux points de contact, notre modèle rigide devrait être en mesure de prédire au moins une forme sinusoïdale du flambage dans le plan vertical. Toutefois, lorsque des forces axiales de compression importantes ont été appliquées à des éléments longs du train de sonde, des difficultés numériques sont apparues. La solution de l'équation différentielle est devenue instable, c'est-à-dire qu'il y avait une plage de valeurs de la force non-conservative pour laquelle une petite modification entraînait un grand changement dans la déformation du train de sonde. Lorsque les valeurs de la force non-conservative étaient hors de ladite plage, la solution est redevenue stable, c'est-à-dire que des petites modifications de cette force ont entraîné des changements tout petits dans la déformation du train de sonde. Cela a rendu particulièrement difficile la convergence de la méthode sécante itérative vers une valeur de la force en question qui assure le contact de l'extrémité libre de l'élément du train de sonde avec la paroi du puits. D'autres méthodes numériques (dichotomie, ITP Method) ont été utilisées au lieu de la méthode de la sécante dans l'espoir de résoudre ce problème de convergence, mais en vain. Le solveur numérique échouait parfois à converger vers une solution dans la région instable. En plus de cela, différentes solutions ont été obtenues pour la même valeur de ladite force en fonction de l'estimation initiale de la solution utilisée par le solveur numérique. Pour éviter que ces difficultés numériques arrivent, il fallait éviter d'employer un pas de discrétisation assez large afin de limiter la longueur des éléments du train de sonde (un pas de 5 m a été utilisé dans ce cas).

L'incapacité du modèle souple à prédire le flambage découle de l'hypothèse du contact continu du train de sonde avec la paroi du puits. Pour pallier à ce problème, les ingénieurs de forage avait tendance à intégrer le modèle souple aux modèles de prédiction de la force critique de flambage (Tikhonov et al., 2013). La conclusion pratique était que le blocage du train de sonde était attendu une fois que le flambage hélicoïdal a eu lieu (V. C. Chen et al., 1989). La même approche peut être adoptée par notre modèle proposé pour pouvoir prédire les scénarios favorisant l'apparition de flambage du train de sonde dans le puits.

L'examen de l'angle de déflexion du train de sonde dans la section verticale illustrée sur la *Figure IV-13* montre que le nouveau modèle prédit en fait un profil sinusoïdal du train de sonde, quoique, son amplitude n'est pas suffisante pour provoquer un contact avec la paroi du puits. Enfin, beaucoup d'effort reste à employer afin de raffiner la modélisation du comportement flambé du train de sonde au sein du puits.

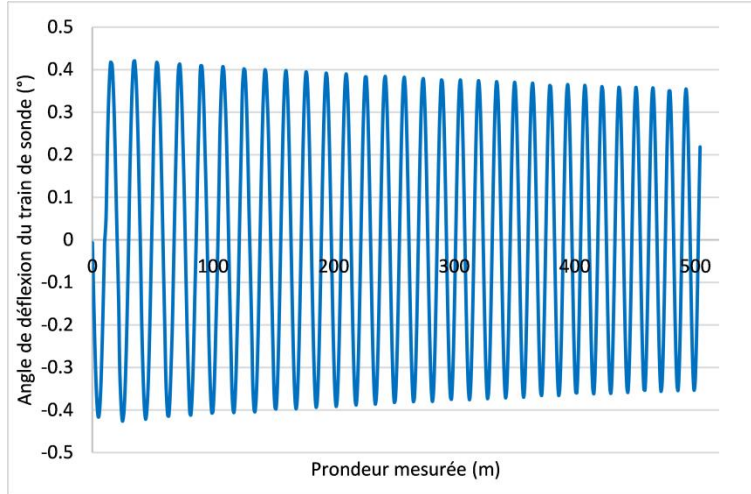


Figure IV-13. L'angle de déflexion du train de sonde dans la section verticale du Puits-B pour l'opération RIH selon le modèle proposé.

IV.4. Puits-C

Le troisième puits, appelé Puits-C, est un puits réel géothermique foré dans l'état de Utah des États-Unis. C'est un puits dévié de forme J d'une profondeur finale de 3339 m (10955 ft) et une inclinaison finale de 68°. Le profil du puits est illustré dans la *Figure IV-14* et l'inclinaison et l'azimut en fonction de la profondeur mesurée sont montrés dans la *Figure IV-15*. Pourtant que l'azimut présente des changements dans la section verticale, il est quasi-constant dans la section déviée ce qui lui donne un profil bidimensionnel comme montré dans la *Figure IV-16*.

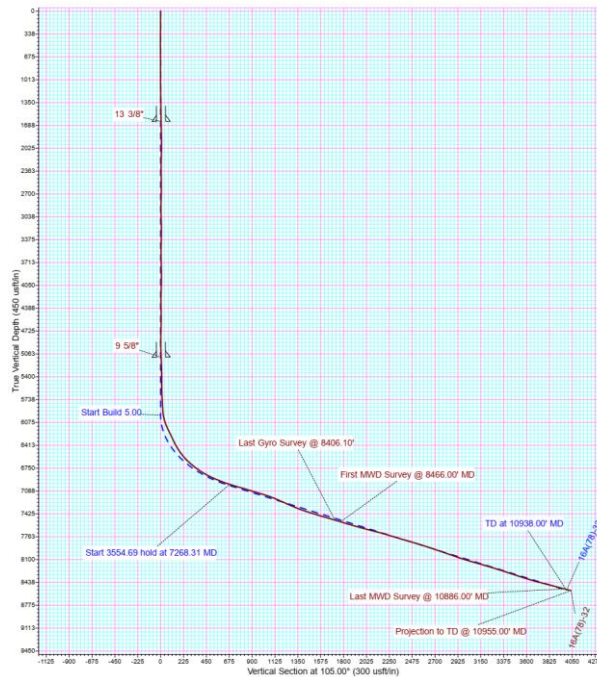


Figure IV-14. Section verticale du Puits-C à l'angle de 105°.

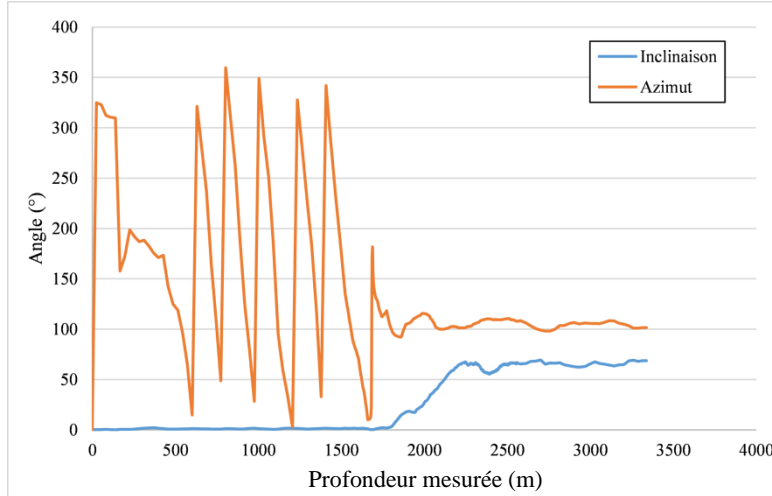


Figure IV-15. Changement de l'inclinaison et l'azimut du Puits-C en fonction de la profondeur mesurée.

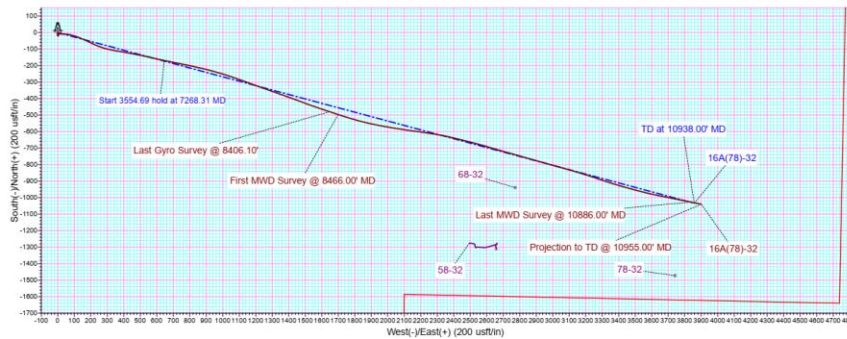


Figure IV-16. Vue du haut du Puits-C.

Plus de détails concernant ce puits et le traitement de ces données brutes sont mentionnés dans le chapitre suivant. Dans cette partie, on se contente de l'analyse du poids au crochet et le couple en fonction de la profondeur mesurée pour la validation du modèle proposé. Le phénomène de couple et de trainée peut être analysé du point de vue des données en deux façons; soit en analysant le poids au crochet et le couple en surface enregistrés automatiquement d'une façon continue en fonction du temps, soit en analysant les résultats des essais de couple et de trainée réalisés par l'équipe de forage d'une façon périodique à des intervalles bien déterminés en profondeur. Les mesures du poids au crochet et du couple en surface obtenus par les deux manières sont indiqués dans les *Figure IV-17* et *Figure IV-18* respectivement.

Sur la base de ces deux figures, deux observations clés peuvent être faites. Premièrement, l'ampleur du poids au crochet dépend du type d'opération en cours. Plus précisément, les plus grandes valeurs du poids au crochet sont observées pendant l'opération POOH, tandis que les plus petites valeurs sont enregistrées pendant l'opération RIH. Ce fait est cohérent avec les résultats précédents.

Deuxièmement, la plage de fluctuation entre les valeurs hautes et basses du poids au crochet est relativement étroite dans la section verticale jusqu'à ce que le puits atteigne une profondeur de 1800 mètres, point auquel, le puits quitte la verticale. Au fur et à mesure que le forage progresse, la plage de fluctuations s'élargit en raison des forces de frottement résultant du contact du train de

forage avec la paroi du puits dans la section déviée. Ces forces peuvent soit augmenter soit diminuer le poids au crochet, selon la nature de l'opération en cours.

En ce qui concerne les mesures de couple, les valeurs capturées lors des tests périodiques de couple et de traînée suivent la tendance observée dans l'enregistrement continu des valeurs de couple. De même que le poids au crochet, les valeurs du couple commence à augmenter considérablement lorsque le puits quitte la verticale à environ 1800 m. Cependant, les mesures continues comprennent de nombreuses valeurs nulles qui sont enregistrées lorsqu'il n'y a pas de rotation du train de sonde.

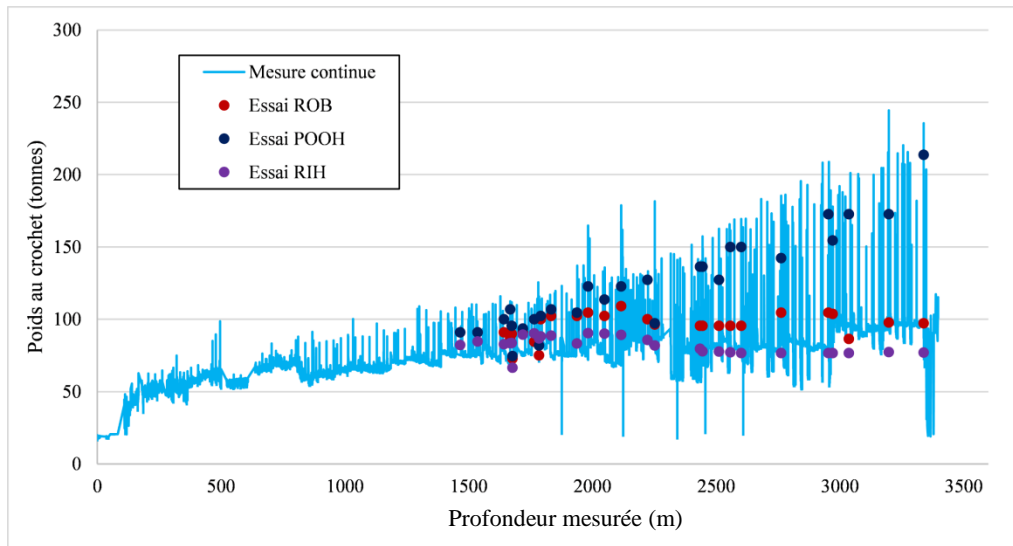


Figure IV-17. Mesures continues et discrètes du poids au crochet en fonction de la profondeur mesurée.

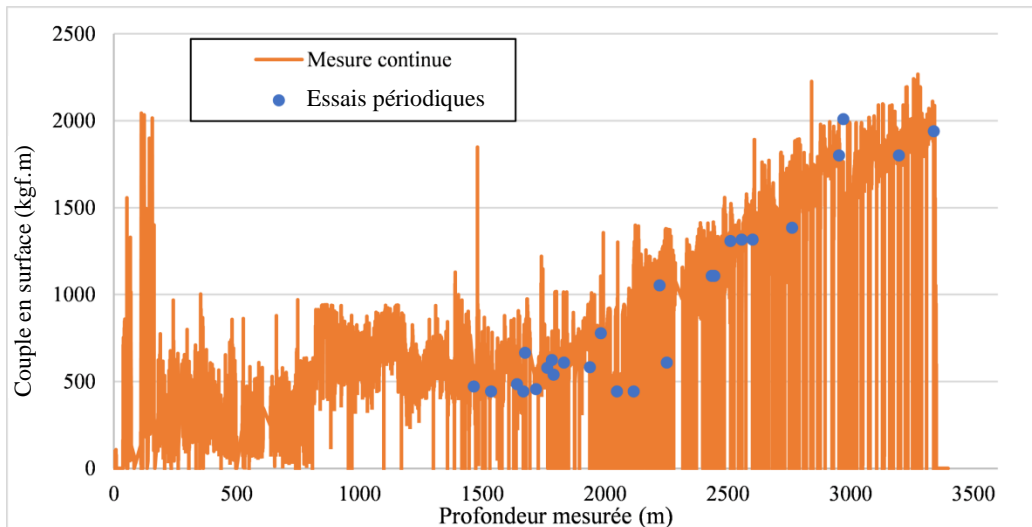


Figure IV-18. Mesures continues et discrètes du couple en surface en fonction de la profondeur mesurée.

Dans notre évaluation de la performance du modèle et sa fiabilité pour la prédiction du poids au crochet et du couple en surface pendant les différentes opérations, on compare les résultats de prédiction du modèle proposé avec les valeurs réelles enregistrées lors des essais périodiques au

lieu des mesures continues de ces paramètres. Ce choix est fait afin d'avoir une image plus claire de la performance du modèle à l'abri du bruit présent dans les enregistrements continus. Les valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle proposé en fonction de la profondeur mesurée pour les opérations POOH, ROB et RIH ainsi que le couple en surface sont montrés dans les *Tableau IV-4* et *Tableau IV-5* respectivement. Ces résultats sont mieux illustrés dans la *Figure IV-19* et la *Figure IV-20*.

Tableau IV-4. Valeurs du poids au crochet réelles et prédite par le modèle proposé en fonction de la profondeur mesurée pour les opérations ROB, POOH, et RIH dans le Puits-C. Le coefficient de frottement est de 0.4 pour tous les points.

Profondeur mesurée (m)	ROB		POOH		RIH	
	Réel	Prédit	Réel	Prédit	Réel	Prédit
1387.450	/	83.536	70.000	87.405	67.273	79.923
1466.393	90.909	86.195	90.909	90.368	79.545	82.305
1536.802	90.909	88.882	90.909	93.427	81.818	84.655
1642.872	90.909	86.923	100.000	91.350	86.364	82.814
1668.170	86.364	87.75	106.818	92.282	90.909	83.541
1674.876	90.000	87.905	95.455	92.464	88.636	83.673
1677.924	72.727	69.159	74.545	71.982	70.000	66.518
1719.377	90.909	94.241	93.636	99.482	88.182	89.395
1765.706	84.545	95.273	100.000	100.805	95.455	90.177
1784.604	75.000	91.473	81.818	96.673	75.000	86.691
1791.614	100.000	93.141	102.273	98.523	97.727	88.195
1833.677	102.272	93.764	106.818	99.282	100.909	88.705
1938.528	102.272	88.691	104.545	94.814	100.000	83.291
1983.334	104.545	97.955	122.727	106.964	86.364	90.368
2049.475	102.273	98.809	113.636	109.259	86.364	90.15
2116.836	109.090	99.214	122.727	111.573	81.818	89.282
2223.211	100.000	97.814	127.273	113.214	81.818	85.727
2252.472	96.364	92.955	97.273	106.677	95.455	81.877
2435.352	95.455	94.595	136.364	117.164	72.727	79.532
2445.715	95.455	91.809	136.364	112.291	72.727	77.818
2511.857	95.455	94.000	127.273	120.377	86.364	77.750
2557.577	95.455	93.959	150.000	123.136	72.727	77.182
2601.468	95.455	92.418	150.000	122.095	72.727	76.564
2762.707	104.545	95.773	142.273	140.018	81.818	76.600
2954.122	104.545	98.118	172.727	157.623	77.273	76.727
2971.190	103.636	98.005	154.545	157.436	68.182	76.709
3036.113	86.364	98.909	172.727	163.755	63.636	76.718
3197.352	97.727	101.318	172.727	175.582	68.182	77.268
3339.084	97.273	102.695	213.636	183.686	63.636	76.982

Chapitre IV - Validation du modèle proposé

Tableau IV-5. Valeurs du couple en surface réelles et prédite par le modèle proposé en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-C. le coefficient de frottement est de 0.35 pour tous les points.

Profondeur mesurée (m)	Couple en surface (kgf.m)	
	Réel	Prédit
1466.393	471.055	259.1645
1536.802	443.345	283.8021
1642.872	484.909	271.2831
1668.170	443.345	277.6368
1674.876	665.018	279.2508
1719.377	457.200	321.3631
1765.706	579.951	339.888
1784.604	623.455	317.6529
1791.614	540.327	329.0441
1833.677	609.600	334.6635
1938.528	581.891	362.3379
1983.334	777.933	532.8735
2049.475	443.345	612.9168
2116.836	443.345	717.3122
2223.211	1052.945	877.6148
2252.472	609.600	773.9897
2435.352	1108.364	1126.539
2445.715	1108.364	1026.251
2511.857	1309.255	1245.251
2557.577	1316.182	1329.78
2601.468	1316.182	1288.286
2762.707	1385.455	1678.568
2954.122	1801.091	2025.623
2971.190	2008.909	2009.725
3197.352	1801.091	2400.818
3339.084	1939.636	2587.296

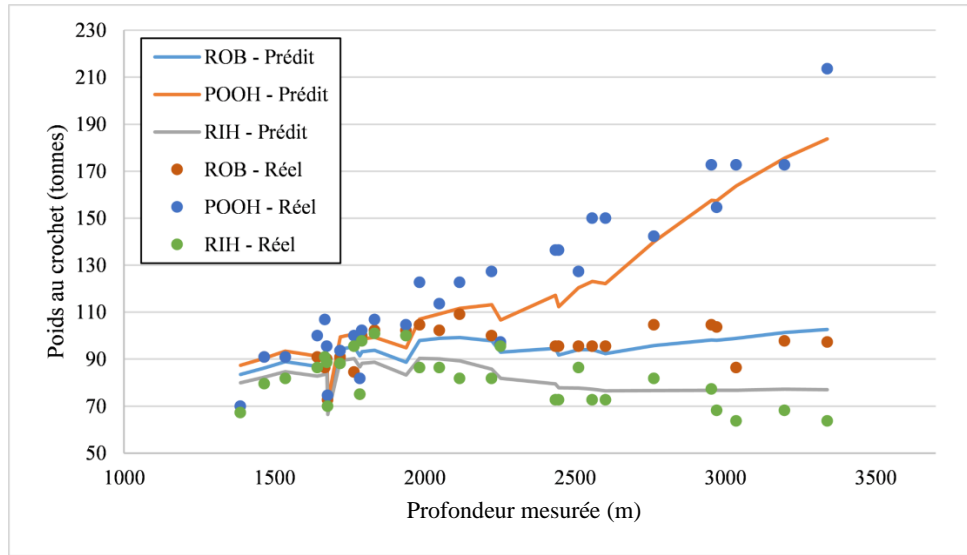


Figure IV-19. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle proposé pour les opérations ROB, POOH et RIH dans le Puits-C.

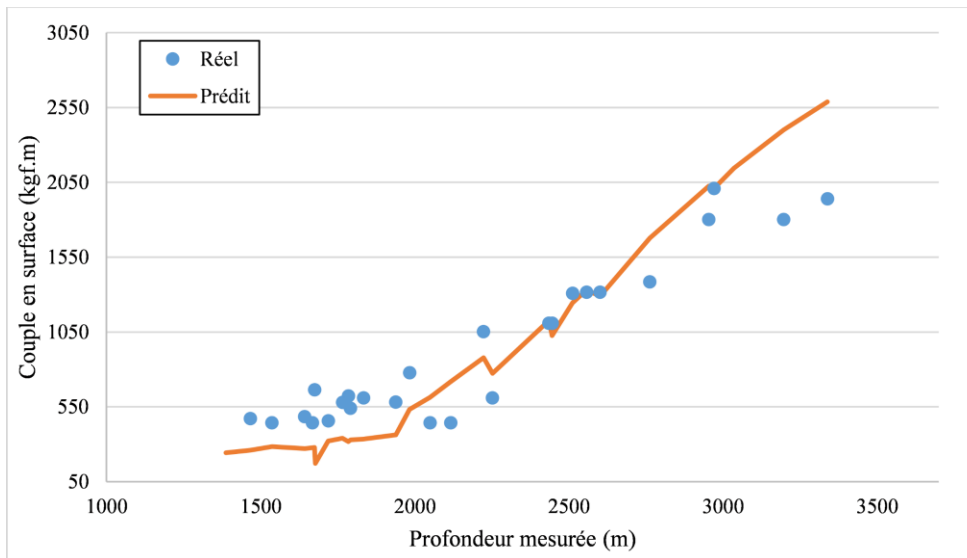


Figure IV-20. Valeurs du couple en surface réelles et prédites par le modèle proposé dans le Puits-C.

Il est important de noter que le facteur de frottement utilisé pour le calcul du poids au crochet était relativement élevé (0.4) par rapport à la norme de l'industrie de 0.2-0.3. Cela peut être dû aux températures élevées rencontrées lors du forage de ce puits géothermique (jusqu'à 228 °C), qui peuvent affecter le facteur de frottement. De plus, le fluide de forage à base d'eau utilisé pour la totalité du puits entraîne en général un facteur de frottement plus élevé que le fluide de forage à base d'huile (Samuel, 2010). Quant au couple en surface, le facteur de frottement est réduit à 0.35 pour correspondre mieux aux valeurs réelles. L'utilisation de différents facteurs de frottement pour l'estimation du poids au crochet et du couple en surface a été déjà faite par un nombre d'auteurs dans la littérature (Johancsik et al., 1984; Mitchell et al., 2015).

L'analyse de la moyenne des différences donne une idée sur la précision des prédictions du modèle dont une valeur de zéro indique des prédictions parfaites, tandis qu'une valeur positive ou négative indique une surestimation ou une sous-estimation des valeurs réelles, respectivement. Dans ce cas, la différence moyenne pour l'opération ROB est de 1.201 tonnes, ce qui signifie que les prédictions du modèle surestiment légèrement le poids au crochet d'une moyenne de 1.201 tonnes. D'autre part, la différence moyenne pour l'opération POOH indique que les prédictions du modèle sous-estiment les valeurs réelles de 6.907 tonnes en moyenne. Enfin, la différence moyenne pour l'opération RIH indique que les prédictions du modèle surestiment légèrement les valeurs réelles d'une moyenne de 0.801 tonnes. Dans l'ensemble, le modèle semble être relativement exact dans les calculs des valeurs du poids au crochet pour ces opérations, à l'exception de l'opération POOH où il y a une sous-estimation relativement remarquable des valeurs réelles. Il est possible de remédier à cette différence en utilisant un facteur de frottement plus important pour l'opération POOH, cependant, une valeur de 0.4 est déjà considérée élevée pour la plupart des puits pétroliers.

Concernant le couple en surface, la différence moyenne entre les valeurs réelles et prédites est de -105.250 kgf.m, ce qui indique que le modèle sous-estime le couple de cette valeur ce qui est relativement élevé. Cela est observé dans les résultats où il y a une sous-estimation des valeurs réelles dans les profondeurs faibles, et une surestimation de ces valeurs dans les points les plus profonds. Ceci peut être remédié en utilisant des facteurs de frottement différents pour ajuster les prédictions aux valeurs réelles, ce qui donne un aperçu de l'évolution du facteur de frottement au fur et à mesure de l'avancement, et un aperçu sur les situations dans le puits.

On effectue une analyse plus détaillée du comportement du train de sonde à la profondeur finale en analysant la force axiale, la force de contact, le moment de flexion et le couple de torsion le long du train de sonde au niveau de cette profondeur. Les résultats de la force axiale sont montrés dans la **Figure IV-21**. Les résultats de la force axiale montrent que l'opération POOH a la force axiale la plus élevée, suivie de l'opération ROB, puis de l'opération RIH. Cette observation est cohérente avec les résultats des puits théoriques précédents. Les profils de la force axiale sont relativement proches au départ pour toutes les opérations mais divergent significativement dans la section courbée du puits menant à une différence entre les opérations POOH et ROB qui est beaucoup plus importante que celle entre les opérations ROB et RIH. Pour comprendre la raison de ce comportement, on renvoi le lecteur aux résultats de la force de contact indiqués dans la **Figure IV-22**.

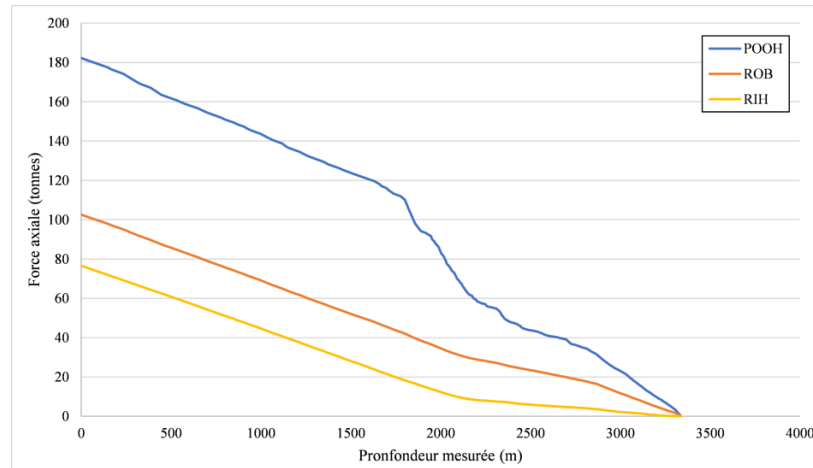


Figure IV-21. Force axiale le long du train de sonde dans le Puits-C pour les opérations POOH, ROB et RIH à partir de la profondeur finale.

Les résultats de la force de contact révèlent que les valeurs les plus élevées sont observées dans la section courbée du puits, en particulier pour l'opération POOH. Cette évocation est encore cohérente avec les résultats des puits théoriques précédents et peut être attribuée à la tortuosité du puits dans cette section. Les valeurs de la force de contact pour l'opération POOH dans la section courbée du puits, qui ont un effet direct sur les forces de frottement, expliquent les valeurs élevées de la force axiale pour cette opération. Les valeurs de la force de contact sont relativement élevées dans la section droite inclinée du puits, mais pas aussi élevées que dans la section courbée. En termes du côté de contact, ce dernier semble être sur le côté inférieur du puits pour la majeure partie de la section droite inclinée et la section courbée pour l'opération RIH, ce qui est attendu compte tenu de l'ampleur de la force axiale pour cette opération. Pour les opérations POOH et ROB, le contact se trouve sur le côté supérieur du puits de forage dans la section courbée en raison de la force axiale qui est plus élevée dans cette section. La partie verticale du puits montre une alternance des côtés de contact supérieur et inférieur pour toutes les opérations, ce qui pourrait être attribué au caractère légèrement tortueux de cette section.

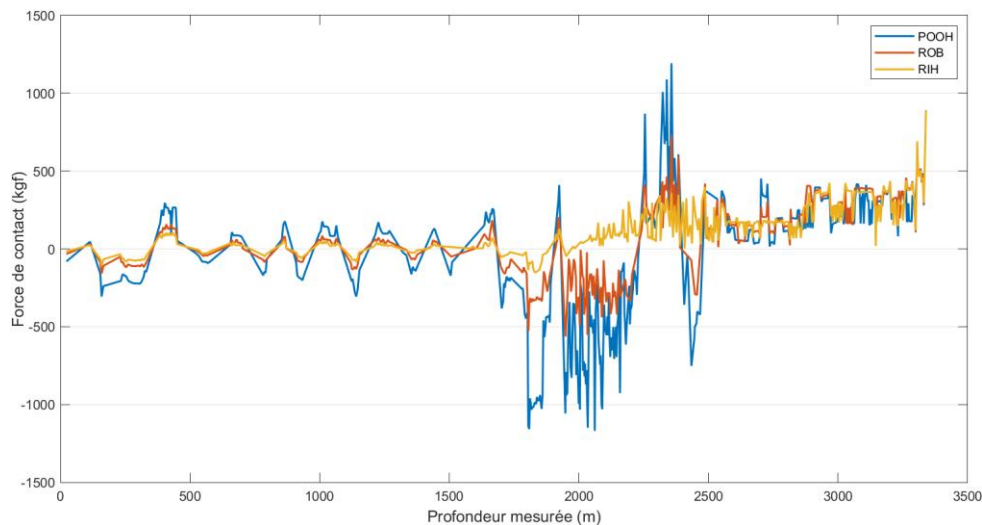


Figure IV-22. Force de contact le long du train de sonde dans le Puits-C à partir de la profondeur finale.

Le moment de flexion le long du train de sonde est cohérent pour toutes les opérations, les valeurs les plus élevées se produisant dans la section courbée du puits, ce qui est attendu en raison de la courbure du puits dans cette section. Cependant, il existe des fluctuations dans la section droite inclinée et la section verticale du puits, qui pourraient être attribuées au caractère légèrement tortueux de ces sections. Les fluctuations des valeurs de moment de flexion ne sont pas suffisamment importantes pour suggérer un écart majeur par rapport au comportement attendu du train de sonde.

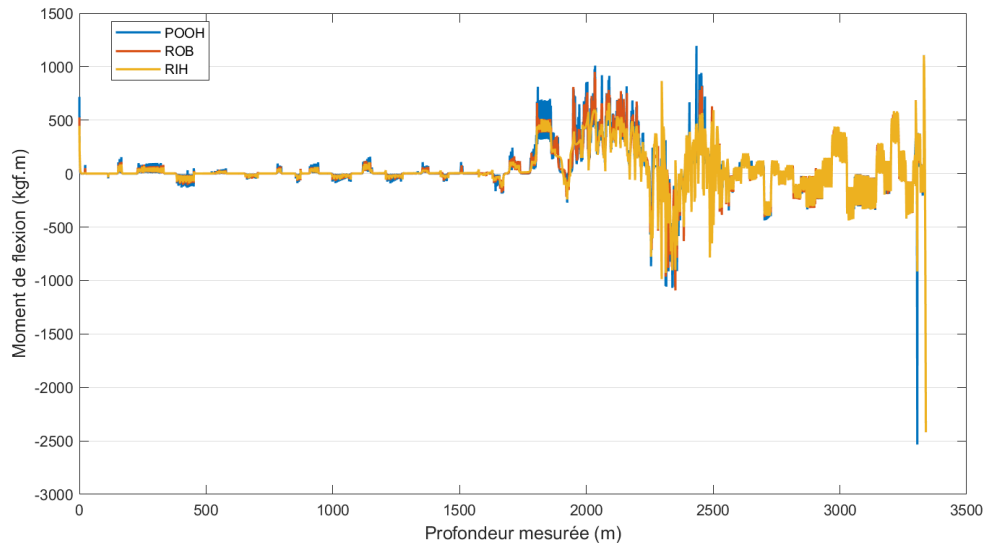


Figure IV-23. Moment de flexion le long du train de sonde dans le Puit-C à partir de la profondeur finale.

Concernant le couple de torsion le long du train de sonde, les résultats **Figure IV-24** montrent une augmentation quasi-linéaire dans les sections droites inclinées et courbées du puits, ce qui est compatible avec le profil de la force de contact dans ces sections. Quant à la section verticale du puits, le couple n'augmente que légèrement en raison du manque de points de contact dans cette section. Ce profil de couple est similaire à celui du Puits-A du fait de la correspondance des profils de leurs trajectoires.

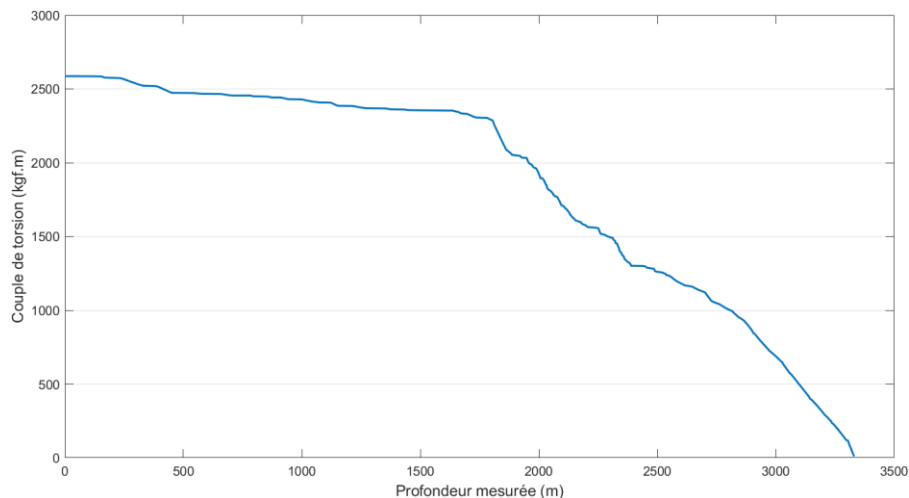


Figure IV-24. Couple de torsion le long du train de sonde dans le Puits-C à partir de la profondeur finale.

IV.5. Étude de sensibilité

Dans le but de mieux comprendre l'effet des paramètres du modèle proposé (pas de discrétisation, méthode de calcul de la force de contact, ...) et des paramètres du problème (jeu radial, tortuosité) sur les résultats de simulation, on réalise une étude de sensibilité pour voir la réponse du modèle aux changements de ces paramètres, et déduire ainsi l'importance de chacun d'eux. Ce faisant, on peut développer des stratégies pour améliorer les résultats du modèle en termes d'exactitude et de temps de calcul. Les données du puits-A pour l'opération POOH seront utilisées en vue de cette analyse.

IV.5.1. Effet du choix initial des points de contact

Afin de simplifier le problème et réduire le temps de calcul, il est intéressant de fournir au modèle une estimation de la configuration finale du train de sonde traduite par le nombre et les positions des points de contact avec la paroi du puits. Cependant, l'obtention d'une estimation précise de ces points de contact peut être difficile en raison des incertitudes liées à la géométrie du puits et aux propriétés du train de tiges, ainsi que les forces agissant sur ce dernier. Par conséquent, on vise dans cette section l'étude des effets du choix initial des points de contact sur les différents résultats du modèle.

IV.5.1.1. Effet du pas initial de discrétisation (nombre de points de contact)

Avant de lancer le calcul, le train de sonde est segmenté d'une manière uniforme selon un pas de discrétisation donné. Pour investiguer l'effet du nombre estimé initial des points de contact dicté par les pas de discrétisation sur les différents résultats de la simulation (force axiale, torque, force de contact, nombre final des points de contact, temps de calcul, ...), une étude confrontant les résultats de l'opération de POOH dans le puits-A obtenus par les pas de 3 m, 4 m, 6 m, 10 m, et 15 m est élaborée.

IV.5.1.1.1. Distribution de la force de contact

Avant de passer aux résultats de la force axiale et du couple de torsion, il est intéressant d'examiner ceux de la force de contact du fait que ces premiers dépendent de cette dernière. La valeur absolue de la force de contact le long du train de sonde en fonction de la profondeur du puits pour chaque pas de discrétisation est montrée dans la *Figure IV-25*. Pour tous les pas de discrétisation, le profil de la force de contact est le même pour la totalité du puits. Cependant, des fluctuations, bien que faibles, de la force de contact dans la section courbée sont observées pour les pas de 6, 10, et 15 m. Ces fluctuations, uniques à chaque pas, peuvent être due à la répartition finale non-uniforme des points de contact qui résulte à des points supportant la majorité de la force de contact, et d'autres n'en supportant qu'une petite partie comme montré dans la *Figure IV-26*. Ces résultats suggèrent que le nombre de points de contact initial a un effet minimal sur la distribution de la force de contact le long du train de sonde. Cela implique que le modèle proposé est robuste, et peut fournir des prédictions fiables de la force de contact indépendamment du choix initial du pas de discrétisation.

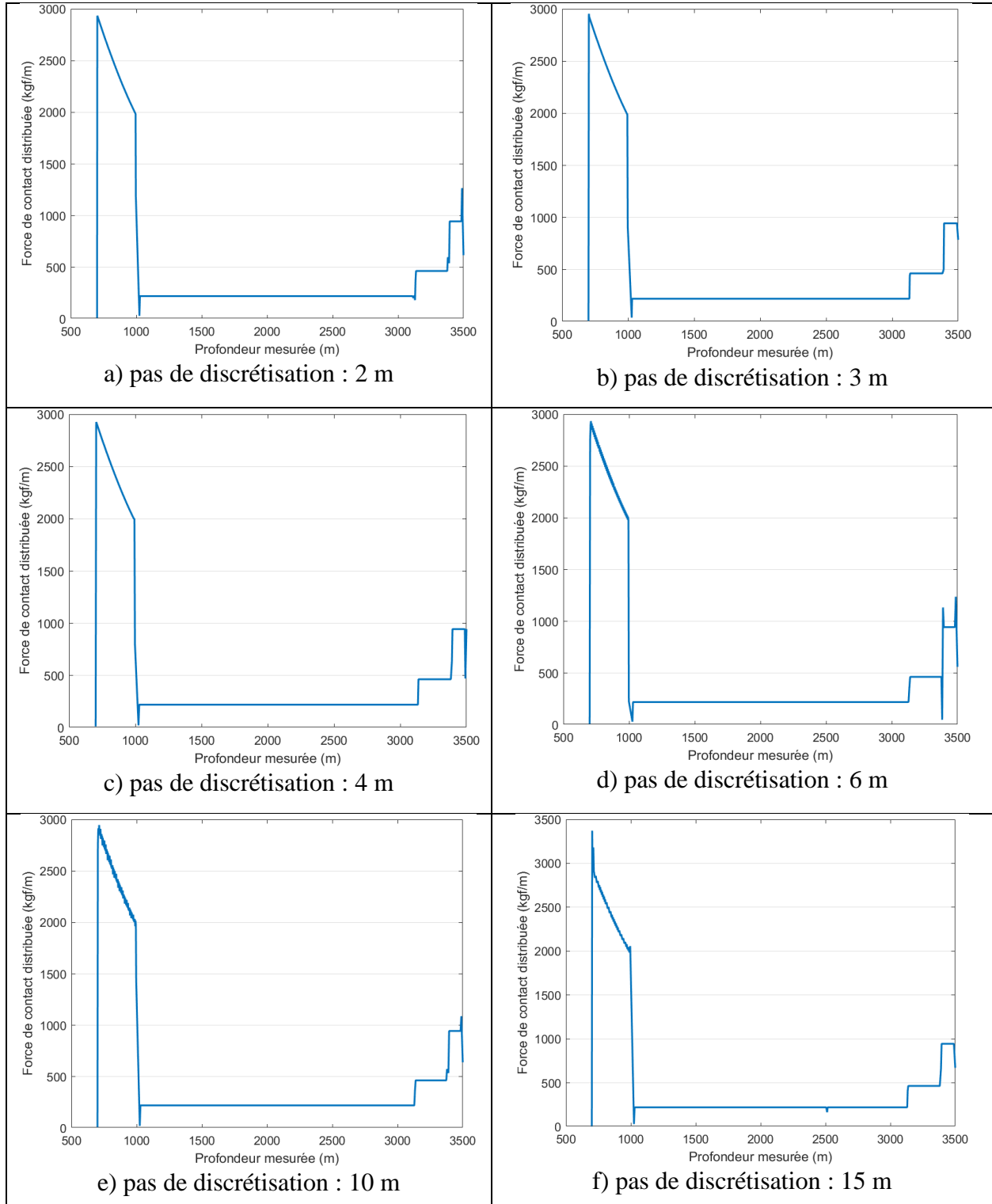


Figure IV-25. Force de contact distribuée en fonction de la profondeur mesurée pour l'opération remontée au Puits-A pour les pas de discrétisation de 3, 4, 6, 10, et 15 m

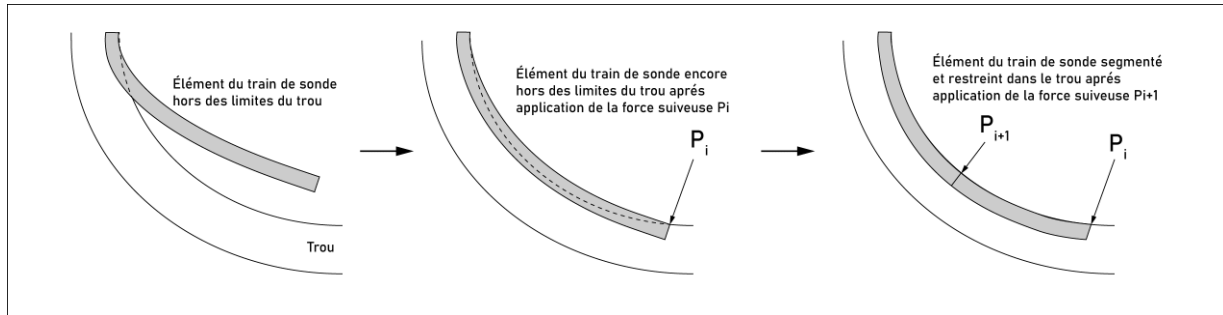


Figure IV-26. Origine des fluctuations de la force de contact dans la partie courbée du puits.

IV.5.1.1.2. Force axiale

Dans cette section, l’effet du pas initial de discrétisation sur la force axiale en surface est étudié. Les résultats, résumés dans le *Tableau IV-6*, montrent que pourtant les valeurs ne sont pas identiques, les différences entre les valeurs de la force axiale en surface obtenues pour chaque pas de discrétisation sont très faibles, avec une différence maximale de 0.026 tonnes. Cela suggère que la sensibilité de la force axiale au nombre de points de contact initial est relativement faible, et que le modèle est généralement robuste au changement du pas de discrétisation. En général, ces résultats indiquent que le modèle est capable de produire des résultats stables pour une gamme des pas de discrétisation, et qu’aucun pas n’est préféré de l’autre en termes de force axiale.

Tableau IV-6. Force axiale en surface pour l’opération de remontée au Puits-A pour les pas de discrétisation de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m

Pas de discrétisation (m)	Force axiale en surface (tonnes)
2	123.807
3	123.811
4	123.828
6	123.803
10	123.811
15	123.829

IV.5.1.1.3. Nombre final des points de contact

On s’intéresse dans cette section à l’analyse de l’effet du pas de discrétisation initial sur le nombre final des points de contact. Les résultats, montrés dans la *Figure IV-27*, indiquent que la configuration finale du train de sonde dépend fortement du pas de discrétisation utilisé par le modèle, où le nombre des points de contact final diminue à mesure que les pas de discrétisation diminuent. Cependant, le nombre des points de contact final n’est pas toujours proportionnel au nombre initial de ces derniers, ce qui indique que le modèle est capable d’ajuster l’ensemble des points de contact pour mieux décrire le comportement du train de sonde. Par exemple, pour un pas de discrétisation de 2 m, le nombre initial de points de contact est de 1398, mais le nombre final n’est que de 539, ce qui indique que le modèle a pu réduire le nombre des points de contact de près de 60%.

Tandis que le pas de discrétisation est trop petit, le nombre des points de contact redondants en termes de force de contact sera élevé, ce qui entrainera une réduction importante dans leur nombre.

Par contre, si le pas est trop grand, la longueur des éléments du train de sonde sera importante ayant par conséquent un plus de liberté pour franchir les frontières du puits, ce qui nécessite l'ajout des points de contact auxiliaires pour les mieux circonscrire. Cela résulte en un nombre élevé des points de contact de ce qui est initialement supposé et par conséquent, il est très difficile de prédire le nombre final des points de contact à partir du pas de discrétisation. Ainsi, notre modèle est capable de donner une description du comportement du train de sonde au sein du puits avec des nombres des points de contact différents.

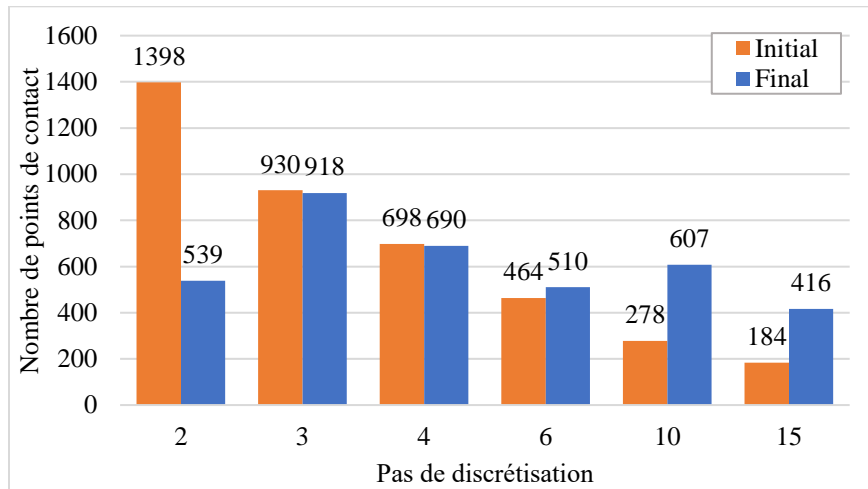


Figure IV-27. Nombre initial et Nombre final de points de contact pour l'opération de remontée du Puits-A pour les pas de discrétisation de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m.

IV.5.1.1.4. Temps de calcul

Pour examiner l'influence du pas de discrétisation sur le temps de calcul que le modèle invoque, l'exécution du code est chronométrée pour les différents pas de discrétisation. Le micro-ordinateur utilisé comprend un processeur i7-9750h avec une fréquence de base de 2.60 GHz et une fréquence turbo de 4.50 GHz. La RAM DDR4 est de 8 Go et de fréquence 2666 MHz. Les fonctions utilisées pour mesurer le temps de calcul sont *tic* et *toc* qui sont intégrées dans le logiciel MATLAB. Pendant l'exécution du code, les processus s'exécutant éventuellement à l'arrière-plan peuvent léser les performances du modèle et ralentir le processus de calcul, introduisant une incertitude aux mesures effectuées. Pour remédier à ce problème, les calculs sont répétés trois fois pour chaque pas de discrétisation, et la moyenne des temps enregistrés est utilisée pour l'évaluation. Les résultats sont résumés dans le **Tableau IV-7** et illustrés dans la **Figure IV-28**. Pareillement au nombre final de points de contact, le temps de calcul n'a pas une relation linéaire avec le pas de discrétisation. Le pas le plus petit de 2 m souscrit un temps de calcul le plus élevé de 152 s; les pas de 3, 4, et 6 m nécessite un temps de calcul plus faible, tandis qu'un temps relativement élevé est également constaté pour les pas les plus importants de 10 et 15 m.

Afin de mieux comprendre ces résultats, on examine le temps de calcul du point de vue de l'écart entre les nombres initial et final des points de contact (**Tableau IV-8** et **Figure IV-29**). Les résultats indiquent qu'il existe une corrélation entre cet écart et le temps de calcul, quel que soit le pas de discrétisation. En regardant les résultats pour le pas de 2 m, on observe que le temps de calcul est

significativement plus élevé par rapport aux autres pas. Cela peut être attribué au fait que ce pas de discrétisation crée un excès des points de contact redondants, ce qui est confirmé par le fait que leur nombre initial est largement réduit après le calcul. Dans ce cas, le modèle prend du temps pour ajuster le nombre des points de contact et éliminer ceux qui sont redondants. Par contre, dans les cas des pas de 10 et 15 m, le nombre de point de contact final est supérieur à leur nombre initial, ce qui signifie que ce dernier n'était pas suffisant pour restreindre le train de sonde au sein du puits, et il fallait introduire de nouveaux points de contact à cette fin. Cela explique le temps de calcul élevé pour ces deux pas relativement aux pas de 3, 4, et 6 m qui ont produit des temps plus faibles du fait de leurs écarts moindres entre les nombres initial et final des points de contact.

On peut conclure que plus proche la configuration initiale des points de contact de leur conformation finale, moins d'ajustement et de temps de calcul sont nécessaires. Cela est valable soit pour l'ajout des points de contact nécessaires pour restreindre le train de sonde au sein du puits, soit pour l'élimination des points de contact redondants. Ces résultats dévoilent l'importance du choix du nombre initial des points de contact et leur effet important sur le temps de calcul. Du fait que les résultats de la force axiale ne sont pas affectés, il est plus favorable de choisir un pas qui demande un temps de calcul minimum.

Tableau IV-7. Temps de calcul pour l'opération de remontée dans Puit-A pour les pas de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m

Pas de discrétisation (m)	Temps de calcul (s)			
	Essai 1	Essai 2	Essai 3	Moyenne
2	150.85	149.63	155.54	152.01
3	25.15	24.84	24.57	24.85
4	19.38	19.21	18.65	19.08
6	20.85	20.81	20.95	20.87
10	43.83	44.04	44.30	44.06
15	43.65	43.26	42.93	43.28

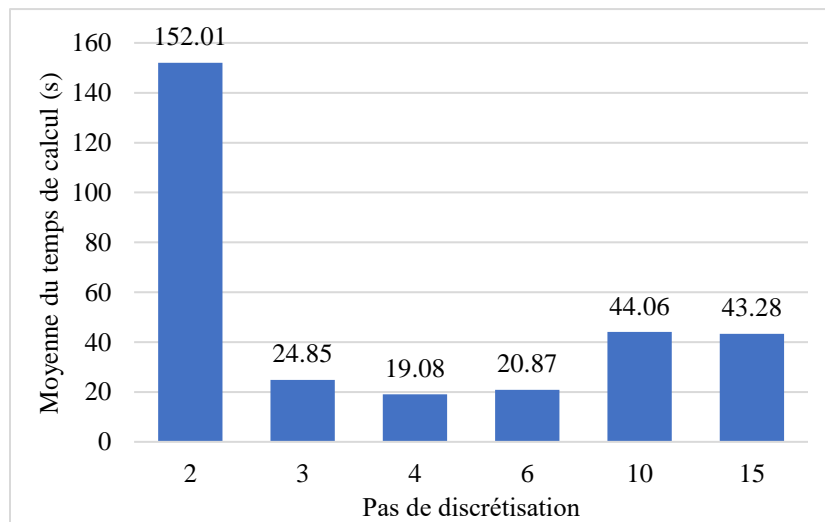


Figure IV-28. Moyenne des temps de calcul pour l'opération de remontée dans Puit-A pour les pas de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m.

Tableau IV-8. Le temps de calcul en fonction de l'écart entre les nombres des points de contact initial et final pour chaque pas de discrétisation.

Pas de discrétisation	Différence entre les nombres initial et final des points de contact	Moyenne du temps de calcul (s)
2	859	152.01
3	12	24.85
4	8	19.08
6	46	20.87
10	329	44.06
15	232	43.28

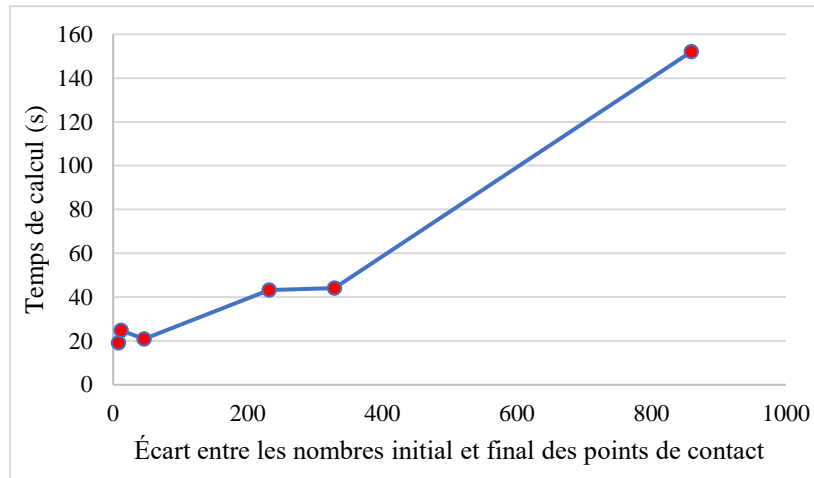


Figure IV-29. Temps de calcul en fonction de l'écart entre les nombres des points de contact initial et final.

IV.5.1.1.5. Erreur de compatibilité de position

Afin d'examiner les effets du pas de discrétisation sur l'erreur de compatibilité des positions des éléments du train de sonde les uns par rapport les autres, on fait varier le pas, et on enregistre les différentes mesures de cette erreur. Le **Tableau IV-9**, montre la somme cumulative, le minimum, le maximum, la moyenne, et la médiane de l'erreur de compatibilité de position pour les différents pas de discrétisation. En définitive, on remarque que la condition imposée de l'erreur cumulative maximale de 1 m est bien respectée pour tous les pas. La maximale est observée pour les pas de 4 m qui était de 0.316 m. Par ailleurs, la somme cumulative n'est pas consistante avec le pas de discrétisation et varie relativement à la tolérance. La plage de l'erreur est encore faible pour tous les pas. L'erreur minimale va de 0.430 μm pour le pas de 2 m à 3.470 μm pour le pas de 6 m et l'erreur maximale va de 0.466 mm pour le pas de 3 m à 2.815 mm pour le pas de 15 m. Les moyennes et médianes des erreurs sont également relativement faibles, allant de 0.103 mm pour un pas de 6 m à 0.460 mm pour un pas de 4 m en termes de moyenne, et de 0.005 mm pour un pas de 6 m à 0.416 mm pour un pas de 4 m en termes de médiane.

Le pas de 6 m abouti aux erreurs les plus faibles en termes de moyenne, de médiane et d'erreur cumulée, par contre le pas de 4 m correspond aux erreurs les plus élevées. Il faut noter que les petits pas de 2 et 3 m produisent des erreurs élevées par rapport aux larges pas de 10 et 15 m.

L'analyse de ces résultats montre que, malgré que les grands pas (6, 10, et 15 m) ont abouti à des erreurs relativement faibles par rapport aux autres pas (2, 3, et 4 m), les mesures statistiques affirment que l'erreur commise par le modèle est bien dans les limites acceptables. Ceci implique que ce critère ne pose aucune contrainte lors du choix initial du pas de discrétisation.

Tableau IV-9. Erreur de compatibilité de position pour l'opération de remontée dans Puit-A pour les pas de discrétisation de 2, 3, 4, 6, 10, et 15 m.

Pas de discrétisation (m)	Erreur de compatibilité de position				
	Somme cumulative (m)	Min (10^{-6} m)	Max (10^{-3} m)	Moyenne (10^{-3} m)	Médiane (10^{-3} m)
2	0.149	0.430	1.448	0.277	0.278
3	0.228	2.978	0.466	0.249	0.221
4	0.316	0.955	0.810	0.460	0.416
6	0.052	3.470	0.876	0.103	0.005
10	0.065	1.128	1.548	0.107	0.039
15	0.139	2.787	2.815	0.264	0.109

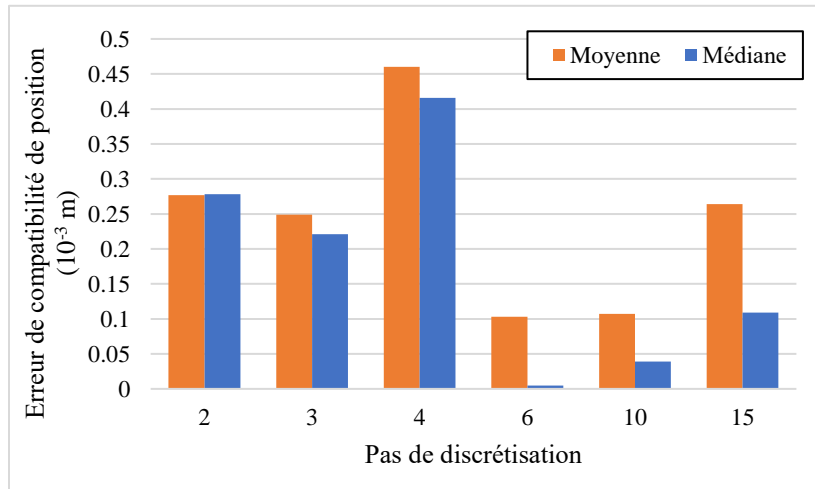


Figure IV-30. Moyenne et médiane de l'erreur de compatibilité de position pour chaque pas de discrétisation.

IV.5.1.2. Effet du côté de contact initial

Jusqu'à ce point-là, l'estimation du côté de contact est faite de sorte que le train de sonde soit en contact avec la partie supérieure de la paroi dans la section courbée du puits. Un contact avec la partie inférieure est supposé dans la section droite inclinée, sans aucun contact dans la section verticale. Ces estimations du côté de contact sont basées sur la géométrie de la trajectoire du puits de forme J, ainsi que les valeurs anticipées de la force axiale qui auront tendance à pousser le train de sonde en face de la partie supérieure de la paroi dans la section courbée. Le modèle fournit une estimation adaptative du côté de contact en analysant le gradient de l'inclinaison du puits pour différencier les sections droites et courbées soit montantes ou descendantes.

Dans cette section, on s'intéresse à l'étude de l'effet de l'estimation initiale du côté de contact sur les différents résultats du modèle. Commenant par la force axiale en surface (**Tableau IV-10**), la différence maximale entre les deux méthodes d'estimation du côté de contact est de 0.016 tonnes

pour un pas de 10 m. Ce résultat indique que la force axiale est indépendante de la méthode de l'estimation initiale du côté de contact, et que cette dernière a un effet négligeable sur l'exactitude du modèle.

L'estimation initiale du côté de contact a peu d'effet sur l'erreur de compatibilité de position (*Tableau IV-11*). Pourtant, il y'a que quelques mesures statistiques qui sont différentes de celles du choix initial du côté de contact, toutes les valeurs sont dans les limites acceptables d'erreur pour tous les pas de discrétisation, et ne compromettent pas la régularité du modèle. Cela montre que le modèle est insensible à la méthode du choix du côté de contact initial en termes d'erreur, et que cette dernière n'est pas un facteur déterminant dans le choix du côté de contact.

Le choix initial adaptatif est présenté comme être plus efficace comparé au choix d'un seul côté de contact dont le temps de calcul pour ce dernier montre une augmentation remarquable à travers tous les pas de discrétisation (*Tableau IV-12*). Le taux d'augmentation le plus important est constaté pour le pas de 3 m (153.80 %), et le taux le plus faible est observé pour le pas de 10 m (22.13 %). Cette augmentation substantielle du temps de calcul est due au fait que le contact du train de sonde dans la section montante du puits se fait avec le côté supérieur de la paroi ce qui a été déjà montré (*Figure IV-5*). En supposant initialement un contact avec seulement le côté inférieur de la paroi, le modèle prend ainsi du temps supplémentaire pour corriger les positions des points de contact. Ce besoin est éliminé en supposant un contact supérieur dans la section montante du puits, menant à un gain important du temps.

Cependant, le côté de contact ne dépend pas seulement de la géométrie du puits, mais également de la force axiale agissant sur le train de sonde. Dans le cas où la force axiale n'est pas suffisante pour bousculer ce dernier contre le côté supérieur de la paroi du puits, le train de sonde sera, dans ce cas, en contact avec la partie inférieure de cette dernière. Le temps de calcul sera ainsi plus élevé pour l'estimation adaptative du côté de contact que pour le choix du côté inférieur. Ce caractère situationnel rend difficile la prédiction avec certitude le côté de contact du train de sonde avec la paroi, et ce n'est qu'après le calcul que les emplacements réels des points de contact sont déterminés.

Tableau IV-10. Force axiale en surface en fonction de la méthode d'estimation initiale du côté de contact pour les différents pas de discrétisation.

Pas de discrétisation	Force axiale en surface (tonnes)	
	Contact adaptatif	Contact inférieur
2	123.807	123.807
3	123.811	123.814
4	123.828	123.833
6	123.803	123.815
10	123.811	123.827
15	123.829	123.819

Tableau IV-11. Erreur de compatibilité de position dans le cas du choix du côté inférieur de contact pour les différents pas de discrétisation.

Pas de discrétisation (m)	Erreur de compatibilité de position				
	Somme cumulative (m)	Min (10 ⁻⁶ m)	Max (10 ⁻³ m)	Moyenne (10 ⁻³ m)	Médiane (10 ⁻³ m)
2	0.184	0.761	1.991	0.325	0.278
3	0.251	84.009	2.518	0.274	0.229
4	0.317	0.957	2.023	0.459	0.414
6	0.053	3.466	2.488	0.105	0.005
10	0.098	1.443	2.550	0.170	0.042
15	0.141	1.721	5.123	0.258	0.051

Tableau IV-12. Temps de calcul en fonction de la méthode d'estimation initiale du côté de contact pour les différents pas de discrétisation.

Pas de discrétisation	Temps de calcul (s)		Taux d'augmentation (%)
	Contact adaptatif	Contact inférieur	
2	152.01	195.91	28.88
3	24.85	63.07	153.80
4	19.08	48.37	153.51
6	20.87	39.99	91.61
10	44.06	53.81	22.13
15	43.28	56.05	29.51

IV.5.2. Effet de la méthode d'estimation initiale de la force de contact

Afin trouver la force de contact convenable pour amener l'extrémité libre d'un élément du train de sonde en contact avec la paroi du puits, la méthode itérative de la sécante est employée. Cette dernière nécessite deux itérations initiales pour démarrer. Dans cette section, nous allons analyser l'effet du choix de la valeur de la force de contact initiale sur le temps de calcul et la distribution de la force de contact le long du train de sonde. En premier lieu, on va initialement choisir d'une façon arbitraire les valeurs de la force de contact, soit $P_0 = 1000$ N pour la première itération, et $P_1 = 0$ N pour la deuxième. Puis, la deuxième méthode d'estimation de la première valeur de la force de contact P_0 consiste à utiliser la formule (Eq. IV-5) du modèle souple de la force de contact présentée par (Johancsik et al., 1984):

$$P_0 = \left| T_L(\theta_L - \theta_0) + wL \sin\left(\frac{\theta_L + \theta_0}{2}\right) \right| \quad (\text{Eq. IV-5})$$

Si la valeur calculée par cette formule échoue à ramener l'extrémité libre de l'élément du train de sonde en contact avec la paroi du puits, la méthode de la sécante est lancée fixant toujours $P_1 = 0$ N pour la deuxième itération. Le temps de calcul est déjà évalué pour cette méthode dans la section **IV.5.1.1.4**, donc il suffit d'évaluer seulement le temps de calcul pour le choix arbitraire de la force de contact. Les résultats sont montrés dans le **Tableau IV-13**.

Tableau IV-13. Temps de calcul, nombre d'itérations de la méthode de la sécante, et la force axiale en surface en fonction du choix initial de la force de contact (choix arbitraire, choix par formule du modèle souple).

Choix initial de la force de contact	Temps de calcul (s)				Nombre d'itérations global de la méthode de la sécante	Force axiale en surface (tonnes)
	Essai 1	Essai 2	Essai 3	Moyenne		
Arbitraire	30.98	30.59	30.33	30.63	962	123.79
Formule de Johancsik et al.	20.85	20.81	20.95	20.87	541	123.80

Tout d'abord, nous constatons que la méthode d'estimation initiale de la force de contact a un effet négligeable sur la valeur de la force axiale en surface. On observe aussi que le choix arbitraire de la force de contact pour la première itération a provoqué un accroissement de 46.77 % en termes de temps de calcul par rapport à l'utilisation de la formule du modèle souple. Pour mieux analyser cette situation, nous utilisons l'extension MATLAB Profiler qui permet de mesurer le temps d'exécution du code et des différentes fonctions appelées lors du processus de calcul. L'utilisation de cette extension présente un coût supplémentaire en termes de ressources appelé « overhead » induisant un temps de calcul plus élevé que la normale. Ceci n'est pas une contrariété dans le contexte de cette analyse dès que notre objectif est de comparer la différence entre les temps de calcul attribués aux deux méthodes d'estimation initiale de la force de contact. La majorité du temps d'exécution pour les deux cas, comme indiqué dans **Tableau IV-14**, est attribuée principalement à la solution de l'équation différentielle.

Dans le cas du choix arbitraire de la force de contact initiale, la fonction « bvp4c » qui sert de catalyseur pour trouver une solution à l'équation différentielle est appelée 2104 fois mais pour l'intronisation d'un élément prismatique, elle est évaluée 228681 fois. Ces nombres sont réduits à 1276 et 140800 respectivement, dans le cas de l'estimation initiale de la force de contact par la formule du modèle souple.

Tableau IV-14. Distribution du temps de calcul en fonction du choix de la valeur initiale de la force de contact

Choix initial de la force de contact	Temps de résolution de l'équation différentielle (s)	Temps d'exécution global (s)
Arbitraire	38.45 (85.3 %)	45.10
Formule de Johancsik et al.	25.20 (79.6 %)	31.66

La formule de la force de contact du modèle souple donne une bonne estimation de cette dernière sauf dans le cas où la rigidité de l'équipement tubulaire joue un rôle important, ou quand le gradient de l'inclinaison est trop élevé. La valeur ainsi calculée sert comme un point de départ altruiste pour la mise en contact des éléments du train de sonde avec la paroi du puits. De cette manière, le besoin de passer par le processus itératif pour trouver la force de contact convenable est réduit. Cela se reflète dans la différence observée des nombres d'itérations globaux de la méthode de la sécante pour chaque cas, ainsi que les nombres des appels et évaluations de la fonction en charge de la solution de l'équation différentielle, résultant à une diminution considérable du temps de calcul.

Quant à la distribution de la force de contact le long du train de sonde, les résultats ne sont pas affectés par la méthode d'estimation initiale en termes de profil et de grandeur (**Figure IV-31**). Cela était attendu du fait que la valeur de la force de contact convenable est unique et le seul critère

déterminant est la distance entre l'extrémité libre de l'élément et la paroi du puits. Que soit la force de contact prédite directement par la formule du modèle souple, ou approximée par la méthode de la sécante, l'écart entre les deux valeurs sera négligeable. Due à la nature non-linéaire du système, les premières itérations de la méthode de la sécante peuvent fournir des valeurs de force de contact anormalement élevées, ce qui peut conduire à la divergence du solveur mathématique. Pour remédier à cela, on applique une technique conditionnelle, plus efficace dans la pratique, sur les deux premières itérations qui consiste à limiter la valeur de la force de contact calculée au double de la valeur actuelle si cette première est anormalement élevée par rapport à cette dernière.

Les résultats de cette analyse montrent que la méthode d'estimation initiale de la force de contact a un impact direct et important sur le temps de calcul, mais elle a également un effet négligeable sur la force axiale en surface et sur la distribution de la force de contact le long du train de sonde.

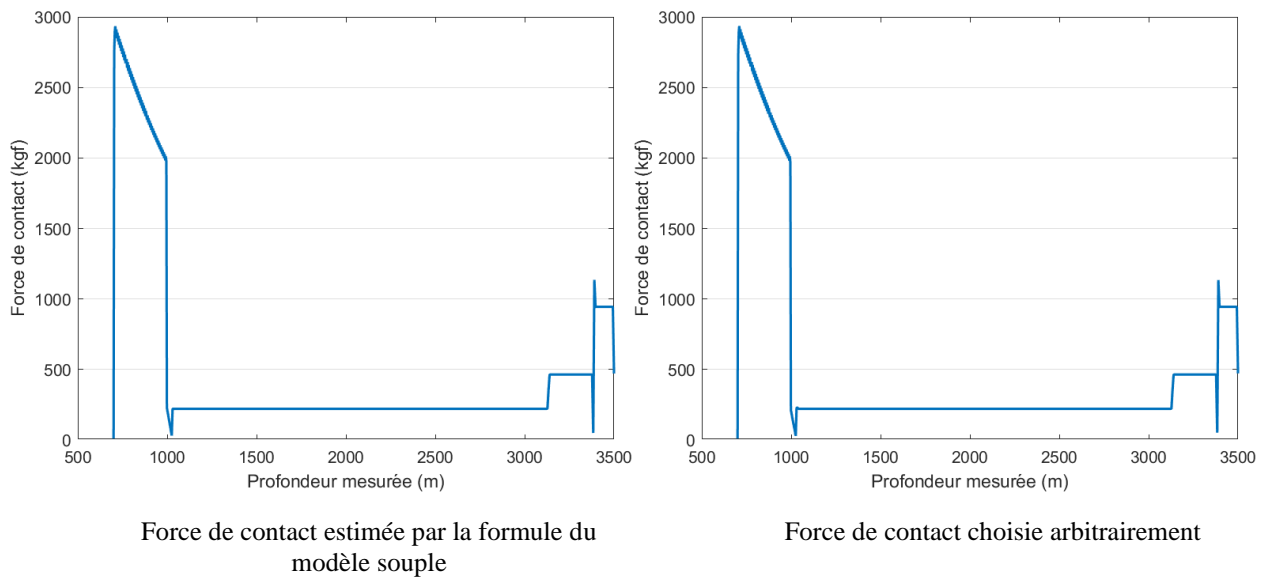


Figure IV-31. Force de contact le long du train de sonde dans Puits-A pour l'opération de remontée selon la méthode de l'estimation initiale de la force de contact

IV.5.3. Effet de la tortuosité

En pratique, la trajectoire du puits n'est pas parfaitement lisse, et présente des déviations et oscillations autour de la trajectoire planifiée. Ce phénomène est appelé « tortuosité », qui représente les fluctuations périodiques ou statistiques superposées à une trajectoire de puits lisse (Bang et al., 2017). Selon l'échelle de ces fluctuations, elle peut être classée en trois catégories : micro-tortuosité (échelle de 1 à 10 m), tortuosité moyenne (échelle de 10 à 100 m), et macro-tortuosité (échelle de 100 à 1000 m) (*Figure IV-32*). La macro-tortuosité peut être entraînée lors du forage avec un Steerable Motor qui crée fréquemment un effet d'ondulation sur une partie du puits (Mitchell et al., 2011). La tortuosité moyenne signifie que la trajectoire du puits oscille autour de la trajectoire planifiée avec une échelle plus faible que celle de la macro-tortuosité. Ce type est le plus problématique du fait qu'il peut empêcher le passage facile du tubulaire de diamètres supérieurs dans le trou. La tortuosité moyenne fait aussi augmenter les forces de contact entre le train de sonde et la paroi du puits induisant ainsi une augmentation de couple et de trainée, et introduisant le risque de flambage du train de sonde. La micro-tortuosité est causée par les

vibrations de l'outil et est considérée comme une sorte de rugosité de la paroi du puits (Jing et al., 2022).

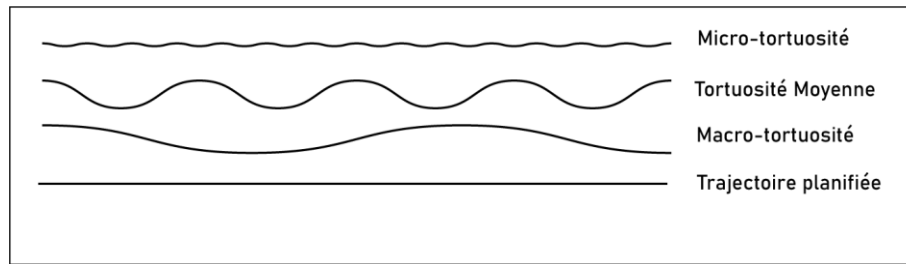


Figure IV-32. Différents types de tortuosité

Le phénomène de tortuosité n'est pas un paramètre du modèle, mais est une caractéristique du puits et de sa trajectoire. Ainsi, l'objectif de cette section est d'analyser l'effet de la tortuosité sur les différents résultats de la simulation. À cette fin, une section tortueuse, de longueur de 140 m à partir de la profondeur mesurée de 2000 m, est incorporée dans la section droite inclinée de la trajectoire du puits-A. La sévérité de la tortuosité sera variée de 15 °/30 m jusqu'à 45 °/30 m. La force axiale, la force de contact et le couple de torsion seront évalués en fonction de la sévérité de la zone tortueuse.

IV.5.3.1. Force axiale

Les valeurs de la force axiale en surface en fonction de la sévérité de la zone tortueuse sont montrées dans le **Tableau IV-15**. Ces résultats montrent qu'à mesure que la sévérité de la tortuosité augmente, la force axiale en surface accroît également. À une sévérité de 15 °/30 m, la force axiale en surface est de 137.133 tonnes, ce qui représente une augmentation d'environ 10 % par rapport au résultat sans tortuosité (123.803 tonnes). Lorsque la sévérité de la tortuosité accroît à 30 °/30 m, la force axiale à la surface augmente à 161.808 tonnes, ce qui est environ 31 % plus élevé que le résultat sans tortuosité. À une sévérité de tortuosité de 45 °/30 m, la force axiale à la surface s'élève à 195.674 tonnes, ce qui est environ 58 % supérieur au cas sans tortuosité.

Afin de comprendre la raison de ce comportement, on renvoie le lecteur à la **Figure IV-33** montrant la force axiale le long du train de sonde pour chaque cas. L'analyse de cette force, le long du train de sonde révèle que les différentes forces axiales en surface pour diverses sévérités de tortuosité sont dues aux variations de la force axiale dans la zone tortueuse. Elle commence à diverger au début de la zone tortueuse et continue jusqu'en haut du puits, ce qui entraîne les différences observées dans la force axiale en surface. Ce comportement peut s'expliquer par le fait qu'à mesure que la tortuosité augmente, le train de sonde subit une plus grande résistance au mouvement due au frottement en raison de la zone de contact supplémentaire entre le train de sonde et la paroi du puits. Cela conduit à une augmentation de la force axiale nécessaire pour surmonter cette résistance, ce qui en découle une force axiale en surface plus élevée observée dans les résultats.

On peut conclure que la sévérité de la tortuosité a un impact significatif sur la force axiale à travers la zone tortueuse, ce qui entraîne diverses forces axiales en surface. Ces informations sont

essentielles pour comprendre le comportement du train de sonde dans différentes conditions de forage et optimiser les opérations afin de minimiser l'effet de la tortuosité.

Tableau IV-15. Force axiale en surface en fonction des différentes sévérités de la zone tortueuse.

Sévérité de la tortuosité (°/30 m)	Force axiale en surface (tonnes)
0	123.803
15	137.133
30	161.808
45	195.674

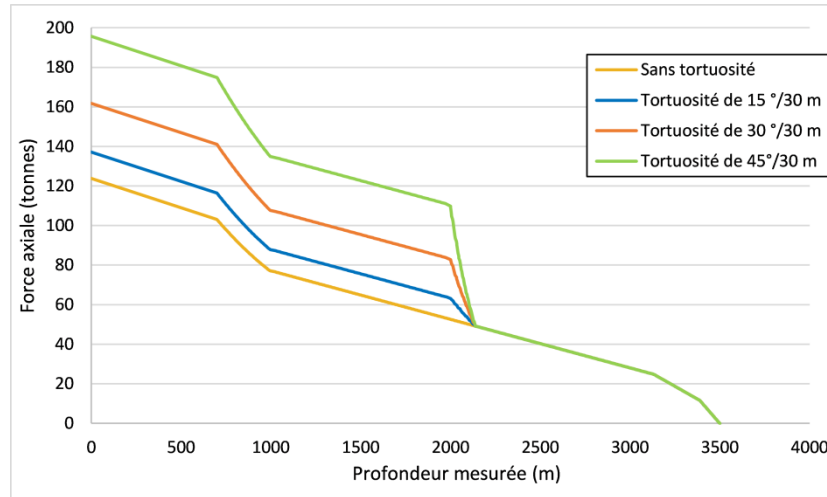


Figure IV-33. Force axiale le long du train de sonde pour des différentes sévérités de la zone tortueuse.

IV.5.3.2. Force de contact

L'analyse de la distribution de la force de contact le long du train de sonde fournit un aperçu supplémentaire du comportement de ce dernier dans les différents cas de tortuosité. Les résultats dans la **Figure IV-34**, montrent que la zone tortueuse est la région où se produisent les forces de contact les plus élevées et leurs grandeurs dépendent de la sévérité de la tortuosité. Cela est attendu du fait que la géométrie de la trajectoire au niveau de la section tortueuse impose que le train de sonde soit poussé par la force axiale en face des lieux où il y'a un changement de direction d'une façon semblable à celle qui se passe dans la section montante, ce qui entraîne une augmentation des forces de contact entre le train de sonde et la paroi du puits. Ces résultats corroborent les interprétations données des divers profils de la force axiale observés. Il faut noter aussi, que la zone montante du puits présente également une augmentation de la force de contact corrélée avec la sévérité de la tortuosité. Ceci est dû également à l'incrémentation de la force axiale au niveau de cette zone et de la relation couplée de la force axiale et de contact.

Pour conclure, l'analyse de la distribution des forces de contact le long du train de sonde propose que des sévérités plus élevées de la tortuosité puissent entraîner une augmentation corrélée des forces de contact, ce qui pourrait potentiellement affecter les performances de forage.

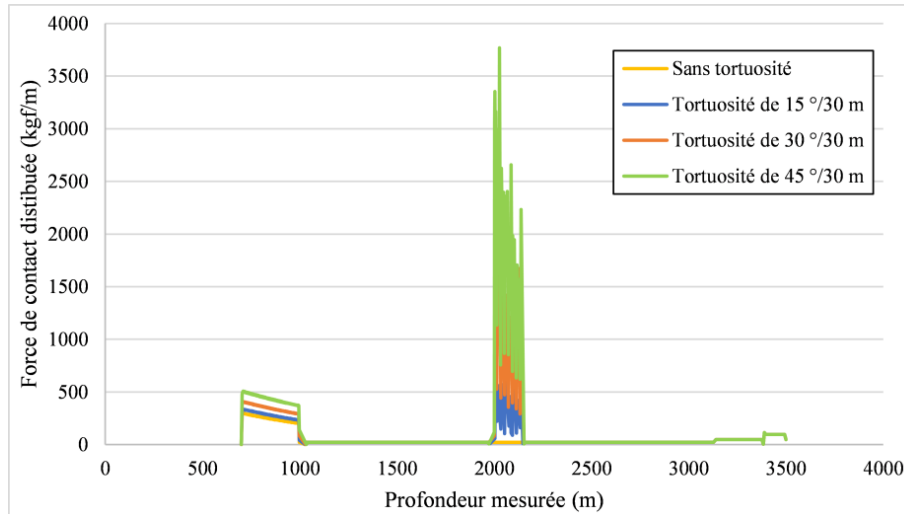


Figure IV-34. Force de contact distribuée le long du train de sonde en fonction de la sévérité de la tortuosité.

IV.5.4. Effet du jeu radial

L'analyse de la sensibilité de la force axiale en surface pour des diamètres différents du puits (*Tableau IV-16*) montre que la force axiale n'est pas significativement affectée par les changements de diamètre de ce dernier. Les valeurs de la force axiale à la surface sont très similaires pour tous les diamètres de puits, avec seulement une légère diminution (0.25 %) de la force axiale lorsque le diamètre du puits augmente de 0.18 m à 0.40 m. Ces résultats montrent que, lorsque la trajectoire du puits est suffisamment lisse, le jeu radial a peu d'effet sur la force axiale en surface, que le modèle est insensible aux changements du diamètre du puits et que la force axiale en surface est déterminée par d'autres facteurs tels que la tortuosité et les forces de contact le long du train de sonde.

Tableau IV-16. Force axiale en surface en fonction des différents diamètres du puits.

Diamètre du puits (m)	Force axiale en surface (tonnes)
0.18	123.892
0.22	123.803
0.30	123.699
0.40	123.581

IV.5.5. Effet combiné de la tortuosité et du jeu radial

Dans le *Tableau IV-17*, on propose l'évolution de la force axiale en surface en fonction du diamètre du puits et de la sévérité de la tortuosité. Comme constaté dans la section précédente, et à mesure que la sévérité de la tortuosité augmente, la force axiale à la surface accroît également. Cette tendance est constante pour tous les jeux radiaux. De plus, à mesure que le jeu radial augmente, la force axiale à la surface diminue pour chaque cas de sévérité de tortuosité.

Puis en regardant les résultats de plus près, on peut observer que pour une sévérité de tortuosité donnée, la force axiale à la surface diminue à mesure que le diamètre du trou augmente. Ceci est attendu car un diamètre de trou plus grand entraînerait moins de contact entre le train de sonde et

la paroi du puits, entraînant moins de forces de frottement et donc une force axiale plus faible en surface.

La différence de force axiale en surface entre les cas les plus et les moins tortueux pour chaque diamètre de trou varie de 77.512 tonnes (pour un diamètre de trou de 0.18 m) à 51.736 tonnes (pour un diamètre de trou de 0.40 m), ce qui indique que l'impact de la tortuosité diminue à mesure que le diamètre du trou augmente.

La différence de force axiale à la surface entre les diamètres de trou du plus grand au plus petit pour chaque sévérité de tortuosité varie de 0.311 tonnes (pour la trajectoire non-tortueuse) à 24.736 tonnes (pour une tortuosité de 45°), ce qui illustre que l'impact du jeu radial augmente à mesure que la gravité de la tortuosité augmente.

La force axiale maximale se produit à une tortuosité de 45 °/30 m et à un diamètre de trou de 0.18 m, où la force axiale en surface est de 201.404 tonnes. La force axiale minimale se produit à la trajectoire non-tortueuse et à un diamètre de trou de 0.40 m, où la force axiale à la surface est de 123.581 tonnes. La différence entre la valeur maximale et la valeur minimale de la force axiale à la surface est de 77.823 tonnes, ce qui représente une variation significative des performances de forage en fonction des conditions du puits.

La force axiale augmente avec la tortuosité et diminue avec le diamètre du trou, comme énoncé. Cependant, l'effet de la tortuosité sur la force axiale est plus prononcé que l'effet du jeu radial. Cela suggère que l'atténuation des effets de la tortuosité est plus importante pour maintenir les performances de forage que l'optimisation du diamètre du trou, bien que les deux facteurs doivent être pris en compte lors de la conception du puits.

Tableau IV-17. Force axiale en surface en fonction de la sévérité de la zone tortueuse pour les différents diamètres du puits.

		Sévérité de la zone tortueuse (°/30 m)			
		0	15	30	45
Diamètre du puits (m)	0.18	123.892	139.814	166.396	201.404
	0.22	123.803	137.132	161.808	195.674
	0.30	123.699	134.155	155.572	185.505
	0.40	123.581	131.309	150.878	176.668

IV.6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, les résultats du modèle rigide pour prédire le poids au crochet et le couple en surface dans les puits déviés. Il a été comparé au modèle souple, qui est le plus utilisé dans l'industrie pétrolière et gazière, en termes de force axiale, de forces de contact, de moment de flexion et du couple pour les deux puits hypothétiques conçus spécialement pour explorer ses avantages et inconvénients. Le modèle proposé a montré des résultats cohérents avec ceux du modèle souple pour les puits à trajectoire simple avec une différence ne dépassant pas le 1% pour tous les cas considérés. Il est aussi en mesure d'offrir un outil d'analyse supplémentaire particulièrement le moment de flexion le long du train de sonde, ainsi que l'effet du jeu radial et de la tortuosité sur les valeurs du poids au crochet et du couple en surface.

Le modèle est basé sur la théorie des larges déformations des poutres, ce qui lui permet de décrire le comportement de longues sections du train de sonde et d'autre présentant un changement brusque dans leur angle de déformation. Cependant, lorsque le train de sonde subi des charges axiales compressives importantes donnant place au phénomène de flambage, notre modèle est avéré incapable de prédire le comportement du train de sonde dans ce scénario. Cela est dû à la fois à la complexité du phénomène de flambage qui peut induire des déformations tridimensionnelles, et aux difficultés numériques rencontrées lors de la solution de l'équation différentielle gouvernante qui devient instable dans de tel cas. Néanmoins, notre modèle peut être couplé avec d'autres modèles de flambage pour la prédiction de ce phénomène avant qu'il survienne.

Notre modèle a été également validé à l'aide de données recueillies lors d'opérations de forage d'un puits réel. Le modèle est fiable pour prédire le poids au crochet et le couple en surface pour les trois opérations ROB, POOH, et RIH avec une différence moyenne entre les valeurs prévues et réelles de 1.201 tonnes pour l'opération ROB, -6.907 tonnes pour l'opération POOH et 0.801 tonnes pour l'opération RIH. En prenant comme exemple la profondeur finale, le modèle a fourni une analyse approfondie du comportement du train de sonde au sein du puits en termes de force axiale, force de contact, moment de flexion et du couple de torsion le long du train de sonde, ce qui permettrait d'optimiser la conception et la réalisation du puits afin de minimiser les risques éventuels de forage et les coûts associés.

L'analyse de sensibilité de notre modèle aux changements de ses paramètres (pas de discrétisation, choix initial de la force de contact, ...) et ceux du puits (jeu radial et tortuosité) a permis d'identifier les résultats suivants :

- L'estimation initiale du nombre et de la position des points de contact dictés par le pas de discrétisation et le côté de contact respectivement a un effet important sur les différents aspects du modèle, et un effet négligeable sur d'autres. À savoir :
 - La force axiale et la force de contact sont indépendantes de l'estimation initiale des points de contact.
 - Le nombre final des points de contact dépend fortement du pas de discrétisation et la configuration finale du train de sonde n'est pas unique. Le modèle est capable d'ajuster l'ensemble initial de points de contact pour mieux modéliser le comportement du train de sonde, même lorsque l'estimation initiale n'est pas optimale.
 - Le temps de calcul n'est pas directement corrélé avec le pas de discrétisation, mais avec l'écart entre le nombre initial et le nombre final des points de contact.
 - L'erreur commise par le modèle sous forme d'écart entre les positions des extrémités des éléments du train de sonde est sous la tolérance imposée pour tous les pas de discrétisation.

Ces résultats impliquent que le seul critère à considérer lors du choix du pas de discrétisation est le temps de calcul. Un pas entre 3 m et 6 m permet un de temps de calcul minimal.

- Le seul aspect de la simulation qui est affecté par la méthode d'estimation initiale du côté de contact est le temps de calcul. Une estimation initiale du côté de contact, qui engendre le moins

de corrections des positions des points de contact, peut améliorer remarquablement le temps de calcul. Aussi en fonction de la valeur anticipée de la force axiale, la géométrie du puits peut donner de bonnes indications sur le côté final de contact.

- La méthode d'estimation initiale de la force de contact a un effet important principalement sur le temps de calcul, car le fait d'utiliser la formule du modèle souple pour l'estimation de la force de contact au lieu du choix arbitraire a provoqué une diminution significative du temps d'exécution du modèle.
- La force axiale est profondément liée à la sévérité de la tortuosité du fait de l'augmentation considérable de la force de contact dans la zone tortueuse.
- Le jeu radial a un effet négligeable sur la force axiale. Cependant, son effet devient notable lorsque la trajectoire présente un caractère tortueux. Ces résultats démontrent l'importance de considérer à la fois la tortuosité et le jeu radial lors de la modélisation du comportement du train de sonde. Les effets combinés de ces facteurs peuvent avoir un impact significatif sur les résultats de simulation.
- Plutôt que les résultats eux-mêmes, les paramètres du modèle affectent principalement le temps de calcul. Dépendant des paramètres choisis, le temps d'exécution du modèle peut aller de 19.08 secondes jusqu'à 195.91 secondes, ce qui représente une augmentation de 926.78 %. Cela met en exergue la nécessité d'un bon choix des paramètres du modèle pour un temps de calcul optimal et par conséquent, nous suggérons ce qui suit :
 - Un pas de discrétisation de 3 à 6 m donnera les meilleurs temps d'exécution ;
 - Si la valeur anticipée de la force axiale est positive, envisager un choix adaptatif du côté de contact ;
 - Utiliser la formule du modèle souple pour l'estimation initiale de la force de contact.

Les conclusions de ce chapitre contribuent à une meilleure compréhension de la modélisation du couple et de la traînée dans les puits déviés et fournissent des informations précieuses pour améliorer l'efficacité et la sécurité du forage dans ces situations difficiles.

**CHAPITRE V – EMPLOI DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE POUR LA
PRÉDICTION DU POIDS AU CROCHET EN TEMPS RÉEL**

Chapitre V. Emploi de l'intelligence artificielle pour la prédiction du poids au crochet en temps réel

V.1. Avant-propos

Bien que les modèles mathématiques basés sur les lois physiques fondamentales aient été utilisés avec succès pour prédire le poids au crochet et le couple sur les appareils de forage, ils présentent néanmoins, un certain nombre de limitations. Ces modèles physiques peuvent être assez complexes et nécessitent de grande expérience et connaissance spécialisée pour leur développement et mis en œuvre, en plus, ces modèles nécessitent des ressources de calcul importantes pour produire des résultats. Une autre limitation de ces modèles physiques est qu'ils sont basés sur un ensemble d'hypothèses sur le comportement du train de sonde nécessitant des situations idéales, ce qui les rend souvent incapables de tenir en compte la nature complexe et dynamique des opérations de forage qui implique de nombreuses variables en interaction. Cela peut entraîner des erreurs dans les prédictions et conduire à des conditions de forage dangereuses (Bangert, 2021).

Un autre aspect difficile lors de l'utilisation de ces modèles est le bon choix du facteur de frottement basé sur la loi de frottement de Coulomb. Cette difficulté provient du fait que ce facteur dépend d'une pléthore de variables telles que les propriétés du fluide de forage, l'effet de la viscosité, le lit de déblais, la pression et la température dans le puits (Samuel, 2010), ce qui introduit beaucoup d'incertitude dans le système. La procédure habituelle consiste à calibrer le facteur de frottement de sorte que les valeurs prédites à l'aide du modèle physique correspondent aux données réelles du puits. Elle peut s'avérer extrêmement difficile et l'utilisation de différents facteurs de frottement pour le couple et la trainée et même pour les différentes opérations (remontée, descente, ...) à la même profondeur, peut devenir essentiel. Cela, avec les conditions dynamiques de forage, rendent difficile la prédiction précise du poids au crochet en temps réel. Par conséquent, il y'a un besoin impératif d'autre approche alternative pour la résolution du problème de prédiction du poids au crochet et l'amélioration de l'efficacité de forage.

Au cours des dernières décennies, il y a eu de nombreuses percées technologiques et avancées dans les domaines de l'informatique et de le data mining marquant l'avènement de ce que l'on appelle l'Intelligence Artificielle (IA). Cette dernière consiste à imiter le comportement intelligent des êtres humains de manière automatisée et l'apprentissage automatique ou *machine learning* (ML), qui est une branche de l'intelligence artificielle, s'efforce d'exploiter la puissance des ordinateurs pour effectuer des tâches difficiles, voire impossibles à faire pour l'homme. Pour cela, l'apprentissage automatique présente une solution prometteuse au défi de la prédiction du poids au crochet en temps réel. Différents modèles d'apprentissage automatique tels que la régression linéaire, les méthodes d'ensembles, les réseaux de neurones artificiels, etc., peuvent prédire les futures valeurs du poids au crochet en fonction des valeurs actuelles et passées des différents paramètres de forage. Nécessitant moins d'effort humain pour être développés et rapides à fournir des résultats, les modèles d'apprentissage automatique sont beaucoup moins chers que n'importe quelle alternative (Bangert, 2021).

Les variations du poids au crochet et du couple de torsion en surface peuvent être de bons indicateurs de l'état du puits et peuvent servir pour la prédiction des problèmes de forage éventuels

tels que le mauvais nettoyage du puits (Freithofnig et al., 2003), le coincement des équipements tubulaires (Cordoso et al., 1995), les doglegs sévères (Lesage et al., 1988), ainsi que la rupture et le flambage du train de sonde (McCormick et al., 2011). Il est donc avantageux d'adopter une approche basée sur l'analyse de flux des données disponibles en temps réel lors des différentes opérations de forage et manœuvre pour la prédiction des valeurs futures des paramètres de forage y compris le poids au crochet. En automatisant la prédiction du poids au crochet, les opérateurs de forage peuvent prendre des décisions plus rapides et éclairées, réduisant ainsi le risque d'accidents et améliorant le travail de l'appareil de forage. Les modèles d'apprentissage automatique peuvent également aider à identifier les tendances dans les données du poids au crochet que les opérateurs humains ne peuvent être en mesure de détecter, fournissant de nouvelles informations sur le comportement du train de sonde.

Cette section vise à étudier l'utilisation des différents modèles d'apprentissage automatique pour la prédiction du poids au crochet sur les appareils de forage. On cherche à définir le modèle capable de prédire avec exactitude les valeurs du poids au crochet en temps réel, en utilisant une combinaison de paramètres de forage et de données historiques de ces derniers.

V.2. Objectifs

L'objectif est de fournir un outil pour la prédiction du poids au crochet sur un appareil de forage en temps réel en utilisant les méthodes d'apprentissage automatique. En particulier, ce chapitre vise à étudier l'efficacité des différents modèles, tels que la régression linéaire, les méthodes d'ensembles, et les réseaux de neurones artificiels, pour prédire les valeurs du poids au crochet à l'aide des paramètres de forage et des données historiques de ces derniers.

Pour aboutir à cet objectif, on définit les étapes suivantes:

- a) Collecte et traitement des données : Les données comprendront des paramètres de forage tels que la profondeur mesurée, le poids au crochet, le poids sur l'outil, la pression de la pompe et la vitesse de rotation.
- b) Entraînement des modèles: Entraîner chaque modèle d'apprentissage automatique sur les données collectées en utilisant le même ensemble d'entrées et de sorties pour assurer une comparaison équitable.
- c) Comparaison des performances des modèles: Comparer les performances de chaque modèle d'apprentissage automatique dans la prédiction des valeurs du poids au crochet en les évaluant à l'aide des mesures statistiques, à savoir, la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE pour Root Mean Square Error) et le coefficient de détermination (R^2).
- d) Identifier les avantages et les inconvénients de chaque modèle: Identifier les avantages et les inconvénients de chaque modèle d'apprentissage automatique pour la prédiction du poids au crochet en temps réel. Ils seront évalués en fonction de leurs performances dans la prédiction des valeurs du poids au crochet et de leur pertinence à l'implémentation dans les appareils de forage et leur mise en œuvre en temps réel.

Les résultats peuvent aider les foreurs à prendre des décisions éclairées pour prédire les valeurs du poids au crochet et améliorer l'efficacité et la sécurité du forage tout en réduisant les coûts d'exploitation.

V.3. Introduction générale à l'apprentissage automatique

Il est nécessaire de passer par un aperçu de l'apprentissage automatique afin de fournir une compréhension suffisante des principes, des concepts et des derniers développements de ce domaine. Cette vue d'ensemble permettra de conceptualiser l'étude bibliographique et les techniques employées dans cette étude en fournissant une compréhension des algorithmes les plus couramment utilisés, de leurs applications et de leurs limites. En comprenant les principes fondamentaux de l'apprentissage automatique, il sera possible de mieux apprécier le contexte dans lequel des études spécifiques sont menées et d'avoir une compréhension élémentaire des différentes approches.

V.3.1. Apprentissage automatique

Pendant que l'intelligence artificielle (IA) et l'apprentissage automatique ou *machine learning* (ML) soient deux termes souvent utilisés de manière interchangeable, ils représentent des choses différentes. L'IA fait référence au développement de systèmes informatiques capables d'effectuer des tâches qui nécessitent généralement l'intelligence humaine, telles que la perception visuelle, la reconnaissance vocale, la prise de décision et la traduction linguistique. Il représente donc la capacité des machines de réaliser des tâches intelligentes avec ou sans programmation. D'autre part, l'apprentissage automatique est un sous-ensemble de l'intelligence artificielle qui implique le développement d'algorithmes et de modèles statistiques permettant aux ordinateurs d'apprendre et de faire des prédictions sur les données sans être explicitement programmés. En d'autres termes, l'apprentissage automatique est un moyen d'atteindre l'intelligence artificielle. Alors que l'intelligence artificielle est un concept plus large qui englobe de nombreuses technologies différentes, l'apprentissage automatique est devenu un outil clé dans le développement d'applications d'intelligence artificielle (Theobald, 2021).

L'apprentissage automatique est donc un ensemble de diverses méthodes qui visent à générer des modèles basés sur des données empiriques sans la nécessité d'employer des lois physiques. Plutôt, ils déterminent les corrélations entre les variables en utilisant uniquement les données disponibles. Bien que l'apprentissage automatique n'élimine pas le besoin d'un expert humain, le rôle de l'expertise diffère de la modélisation par les lois fondamentales. L'expertise du domaine est cruciale selon les quatre principes suivants : sélectionner les variables pertinentes et exclure celles qui ne le sont pas, fournir des données empiriques significatives et représentatives, vérifier les résultats des modèles candidats et ajouter explicitement toutes les restrictions nécessaires.

Ces dernières années, l'utilisation de l'apprentissage automatique est devenue de plus en plus populaire dans une variété de secteurs, allant de la santé et de la finance à la fabrication et au transport. Les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent être utilisés pour apprendre les tendances et les relations à partir des données, puis utiliser ces informations pour faire des prédictions ou prendre des décisions. Dans l'industrie pétrolière et gazière, l'apprentissage automatique est utilisé pour améliorer les opérations de forage, optimiser la production et prédire les propriétés des réservoirs, entre autres applications (Bangert, 2021).

Les techniques d'apprentissage automatique sont généralement classées en deux groupes : les méthodes supervisées et non supervisées (**Figure V-1**). Dans les méthodes supervisées, le modèle

est entraîné à l'aide d'un ensemble de données qui contient à la fois des données d'entrée et de sortie, tandis que dans les méthodes non supervisées, seules les données d'entrée sont disponibles pour l'entraînement.

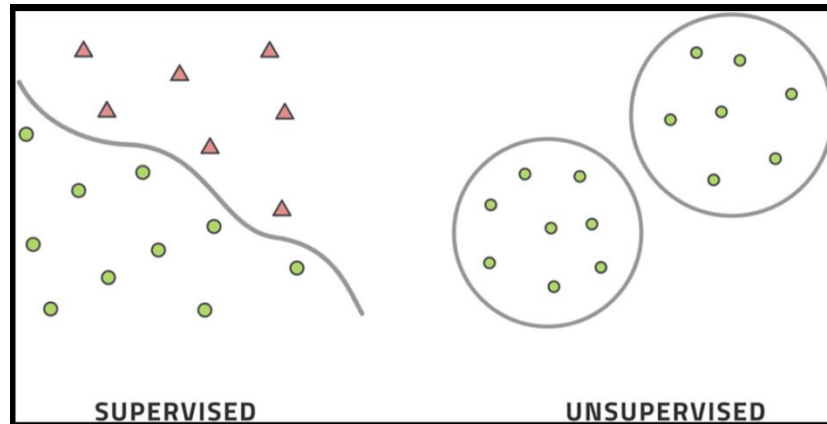


Figure V-1. Différence entre les apprentissages supervisé et non supervisé (Bangert, 2021).

Nous nous concentrerons sur l'apprentissage supervisé et nous explorerons les différents algorithmes utilisés dans ce type d'apprentissage automatique, leurs principes de base et leurs forces et faiblesses.

V.3.2. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est un type d'apprentissage automatique où un modèle est entraîné sur des données étiquetées (*labeled data*) pour faire des prédictions sur de nouvelles données que le modèle n'a pas rencontrées lors de son entraînement (Müller & Guido, 2016). En effet, les données d'entrée sont d'abord étiquetées avec les valeurs de sortie correspondantes, créant ainsi un ensemble de données d'apprentissage. Le modèle apprend de cet ensemble de données étiqueté en extrayant des tendances et des relations entre les variables d'entrée et les valeurs de sortie. Une fois le modèle entraîné, il peut faire des prédictions sur de nouvelles données qu'il n'a jamais vues auparavant.

Le processus d'entraînement d'un algorithme d'apprentissage supervisé s'engage à trouver les meilleurs paramètres ou *poids* qui minimisent la différence entre la sortie prévue et la sortie réelle pour chaque échantillon dans l'ensemble de données d'entraînement. Ce processus est connu sous le nom d'optimisation, et plusieurs techniques peuvent être utilisées pour optimiser les paramètres du modèle, telles que la descente de gradient, la descente de gradient stochastique et l'optimisation d'Adam.

L'apprentissage supervisé peut à son tour être classé en deux catégories dépendant de la nature du problème, soit de classification ou de régression (*Figure V-2*). Pour un problème de classification, la variable de sortie est une étiquette discrète, telle qu'une étiquette binaire (par exemple 0 ou 1) ou une étiquette catégorielle (par exemple rouge, bleu, vert). Les algorithmes de classification incluent la régression logistique, les arbres de décision, les forêts aléatoires, les machines à vecteurs de support et les réseaux de neurones. Quant à la régression, la variable de sortie est une valeur numérique continue, telle que la température, la pression ou le poids au

crochet. Les algorithmes de régression comprennent la régression linéaire, la régression polynomiale, la régression des vecteurs de support, les arbres de décision, les forêts aléatoires et les réseaux de neurones. La prédiction du poids au crochet est un problème de régression du fait qu'on vise à prédire des valeurs numériques continues de ce dernier.

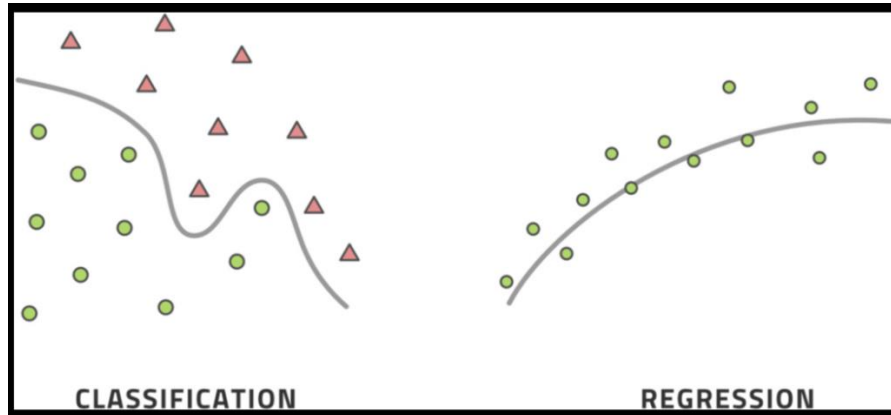


Figure V-2. Différence entre les méthodes de classification et de régression (Bangert, 2021).

L'apprentissage supervisé a de nombreuses applications dans l'industrie pétrolière et gazière, telles que la prévision des paramètres de forage, l'optimisation de la production et l'identification des sites de forage potentiels. Par exemple, des algorithmes d'apprentissage supervisé peuvent être utilisés pour prédire le poids au crochet sur un appareil de forage en fonction de divers paramètres de forage tels que la profondeur, le poids sur l'outil et le couple. Cela peut aider les opérateurs à ajuster les paramètres de forage en temps-réel pour éviter les pannes d'équipement et améliorer l'efficacité du forage.

V.3.3. Algorithmes d'apprentissage supervisé les plus communs

L'apprentissage supervisé implique une large gamme d'algorithmes, chacun avec ses propres avantages et inconvénients. Ici, nous discuterons de certains des algorithmes les plus couramment utilisés dans l'apprentissage supervisé. L'objectif de cette section est de fournir suffisamment d'informations concernant les différents algorithmes sans entrer trop dans les détails.

V.3.3.1. Modèle linéaire

Un modèle linéaire est un algorithme simple utilisé pour les problèmes de régression, où le but est de prédire une valeur numérique continue. Le principe clé d'un modèle linéaire est d'établir une relation linéaire entre les variables indépendantes (ou caractéristiques) et la variable dépendante (ou cible), dans le but de minimiser la différence entre la sortie prédite et la sortie réelle. Il suppose donc une relation linéaire entre les variables d'entrée et la variable de sortie et trouve la droite la mieux ajustée qui minimise la somme des carrés des résidus (*Figure V-3*).

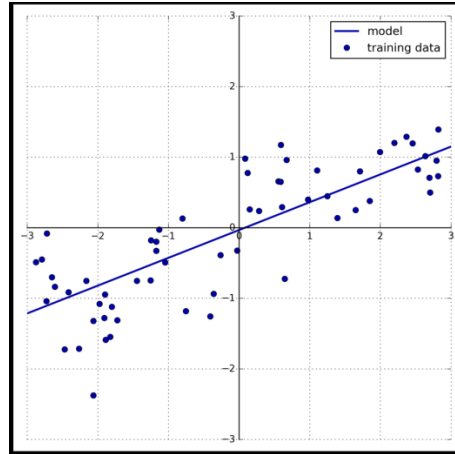


Figure V-3. Modèle linéaire de régression (Müller & Guido, 2016).

Le modèle de régression linéaire peut être exprimé sous la forme d'une équation, où la variable cible est une combinaison linéaire des caractéristiques et des coefficients du modèle. Pour un problème de régression, la formule générale d'un modèle linéaire est de la forme :

$$\hat{y} = w[0] * x[0] + w[1] * x[1] + \dots + w[p] * x[p] + b \quad (\text{Eq. V-1})$$

$x[0]$ à $x[p]$ représentent les caractéristiques à un certain point donné, avec p étant le nombre des caractéristiques. w et b sont les paramètres du modèle qui sont appris, et \hat{y} est la prédiction fournie par le modèle. Les coefficients ou poids w sont déterminés par un processus itératif qui ajuste les valeurs des coefficients pour minimiser l'erreur entre la sortie prédite et la valeur réelle. Il existe un nombre de modèles linéaires différents dépendant de la méthode w et b sont mise à jour lors de l'entraînement tels que la régression linéaire, la régression Ridge et la régression Lasso. Ces deux derniers algorithmes impliquent des règles sur les poids w , qu'ils soient proches de zéro ou que d'autres soient nulles.

Ils peuvent être également utilisés pour les problèmes de classification. La sortie du modèle dans ce cas sera comparée avec zéro pour séparer les classes dans un problème de classification binaire. Les modèles les plus couramment utilisés dans cette catégorie sont la régression logistique, et les machines à vecteur de support linéaires. Leur utilisation peut également être étendue aux problèmes de classification multiple en utilisant un modèle pour séparer chaque classe du reste.

Ils sont très rapides à entraîner, et à fournir des prédictions, puis ils s'adaptent à de très grands ensembles de données et fonctionnent bien avec peu de données. Ils ont l'avantage d'offrir une transparence dans la prévision des résultats du fait que les formules utilisées pour la régression et la classification sont facilement compréhensibles. Cependant, l'interprétation des coefficients peut être difficile, en particulier lorsque l'ensemble de données contient des caractéristiques hautement corrélées. Bien que les modèles linéaires soient efficaces dans les scénarios où le nombre de caractéristiques est nettement supérieur au nombre d'échantillons et pour les grands ensembles de données, ils peuvent ne pas fonctionner aussi bien que d'autres modèles dans des espaces de dimension inférieure et dans ces cas, il existe des modèles différents qui peuvent offrir de meilleures performances de généralisation (Müller & Guido, 2016).

V.3.3.2. Machines à vecteurs de support

Les machines à vecteurs de support (SVM pour *Support Vector Machines*) sont des algorithmes d'apprentissage automatique pour les problèmes de classification et de régression. Les SVM cherchent à trouver un hyperplan qui sépare au mieux les données en différentes classes tout en maximisant la marge entre les classes (**Figure V-4**). La marge est définie comme la distance entre l'hyperplan et les points de données les plus proches de chaque classe. Cela signifie que l'algorithme SVM classe non seulement les données, mais cherche également à trouver une frontière de séparation claire entre les classes.

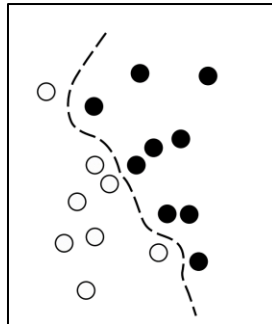


Figure V-4. La frontière de décision du modèle SVM (Chollet, 2017).

L'une des forces des SVM est qu'elles peuvent gérer des ensembles de données à haute dimensionnalité et sont efficaces lorsque le nombre de caractéristiques est supérieur au nombre de points de données. Les SVM peuvent également gérer des ensembles de données non linéaires en utilisant une technique appelée astuce du noyau ou *kernal trick*. La fonction noyau transforme les données d'entrée dans un espace de dimension supérieure, où elles deviennent linéairement séparables. Cela permet au modèle SVM de séparer les données en classes différentes. Ils ont été appliqués avec succès dans la classification d'images, la classification de textes et la bio-informatique. Dans ces domaines, ils se sont révélés efficaces pour gérer des données complexes et de grande dimension.

Cependant, les modèles SVM ont également certaines limitations. Ils peuvent être sensibles au choix de la fonction du noyau, et la sélection des paramètres du noyau peut avoir un impact sur les performances du modèle. Ils peuvent également être coûteuses en termes de temps de calcul et peuvent prendre beaucoup de temps pour s'entraîner sur des grands ensembles des données. Ils sont aussi sensibles aux échelles des caractéristiques et peuvent nécessiter le redimensionnement de ces derniers avant l'entraînement (Theobald, 2021).

Un autre problème avec les modèles SVM est qu'elles sont sujets au surapprentissage lorsque le paramètre de régularisation, qui contrôle la marge de la frontière de décision, n'est pas correctement réglé. Cela signifie que le modèle devient trop complexe et mémorise les données d'apprentissage, ce qui entraîne de mauvaises performances de généralisation sur des données nouvelles. Pour éviter le surapprentissage, la validation croisée, qui est une méthode d'estimation de la fiabilité du modèle basée sur une technique d'échantillonnage, peut être utilisée pour déterminer le paramètre de régularisation optimal.

V.3.3.3. Arbres de décision

Les arbres de décision (DT pour Decision Trees) sont des algorithmes populaires utilisés pour les problèmes de classification et de régression dans l'apprentissage automatique. Ils partitionnent l'espace d'entrée en un ensemble de rectangles ou d'hyperrectangles et attribuent une classe ou une valeur numérique à chaque région en fonction de la majorité ou de la moyenne des échantillons d'apprentissage dans cette région (*Figure V-5*). Ils sont particulièrement utiles lorsque les relations entre les caractéristiques d'entrée et la variable cible sont complexes et ne peuvent pas être facilement capturées par un modèle linéaire. Les arbres de décision sont un type de modèle hiérarchique, où une structure arborescente est utilisée pour représenter les décisions prises à chaque étape du modèle (*Figure V-6*).

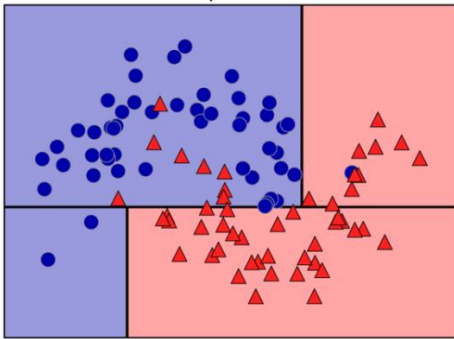


Figure V-5. Frontières de décision d'un arbre (Müller & Guido, 2016).

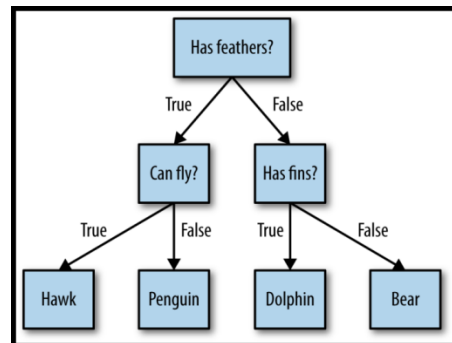


Figure V-6. Exemple d'un arbre de décision (Müller & Guido, 2016).

À la racine de l'arbre de décision se trouve la caractéristique la plus importante, qui est celle qui a la plus forte influence sur la variable cible. L'arborescence se ramifie ensuite en fonction des valeurs de cette caractéristique et chaque nœud suivant représente la prochaine caractéristique la plus importante. Ce processus se poursuit jusqu'à ce qu'un nœud feuille soit atteint ce qui correspond à une prédiction pour la variable cible.

L'un des avantages des arbres de décision est qu'ils sont faciles à interpréter et à expliquer. La structure de l'arborescence indique clairement quelles caractéristiques sont les plus importantes pour faire des prédictions et comment elles sont liées à la variable cible. Les arbres de décision sont également flexibles, car ils peuvent gérer un mélange de données continues et catégorielles, et peuvent gérer les valeurs manquantes sans nécessiter d'imputation. Un autre avantage des arbres de décision est qu'ils ne nécessitent aucun prétraitement des données de différentes échelles du fait que chaque caractéristique est traitée séparément. Ils travaillent également avec moins de données et consomment moins de ressources de calcul (Theobald, 2021).

Cependant, les arbres de décision peuvent souffrir de surapprentissage s'ils sont autorisés à devenir trop profonds, en particulier si l'ensemble de données est bruyant ou contient des valeurs aberrantes. Pour éviter ce problème, plusieurs techniques peuvent être utilisées, telles que la limitation de la profondeur maximale de l'arbre, l'élagage de l'arbre après son développement ou l'utilisation d'un ensemble d'arbres de décision, comme une forêt aléatoire.

V.3.3.4. Méthodes d'ensemble

Les méthodes d'ensemble sont des techniques d'apprentissage automatique qui visent à améliorer la précision des prédictions en combinant la sortie de plusieurs modèles. L'idée de base derrière les méthodes d'ensemble est d'utiliser la "sagesse de la foule" pour réduire les effets des erreurs des modèles individuels et améliorer les performances globales. Il existe plusieurs types de méthodes d'ensemble, notamment le bagging, le boosting et le stacking.

Le *bagging* est l'abréviation de "bootstrap aggregating" et implique l'entraînement de plusieurs modèles sur différents sous-ensembles aléatoires des données d'entraînement. L'idée est de réduire la variance du modèle en introduisant un caractère aléatoire dans le processus d'apprentissage. Chaque modèle est entraîné sur un sous-ensemble différent de données, et la prédiction finale est la moyenne (pour la régression) ou le vote majoritaire (pour la classification) des prédictions des modèles individuels. L'un des algorithmes les plus populaires pour le bagging est la forêt aléatoire (RF pour *Random Forest*).

Le *boosting*, quant à lui, consiste à entraîner une séquence de modèles faibles, où chaque modèle suivant tente de corriger les erreurs commises par le précédent. L'idée est de se concentrer sur les exemples d'entraînement qui n'étaient pas bien prédits par les modèles précédents. Chaque modèle est entraîné sur une version pondérée des données d'entraînement, où les poids sont augmentés pour les exemples qui n'étaient pas bien prédits par les modèles précédents. La prédiction finale est une somme pondérée des prédictions des modèles individuels.

L'un des algorithmes de boosting les plus populaires est le modèle XGBoost (eXtreme Gradient Boosting), il est de type amplificateur de gradient qui utilise une méthode d'optimisation basée sur le gradient pour minimiser une fonction de perte. Il est connu pour son extensibilité, sa vitesse et sa haute précision prédictive et est couramment utilisé dans l'industrie pour un large éventail d'applications telles que les systèmes de recommandation, la détection des fraudes et la classification des images (Auffarth, 2021).

Les méthodes d'ensemble se sont avérées très efficaces dans de nombreux domaines différents de l'apprentissage automatique, notamment la classification, la régression et la détection d'anomalies. Ils sont particulièrement utiles lorsque des modèles individuels sont sujets au surapprentissage ou lorsqu'il y a un degré élevé de bruit dans les données.

Cependant, étant donné que les méthodes d'ensemble impliquent la combinaison de plusieurs modèles, l'interprétabilité du modèle sera limitée du fait qu'il peut être difficile de comprendre comment les prédictions finales ont été faites. Il peut donc être difficile d'identifier pourquoi une certaine prédiction a été faite ou d'expliquer les résultats.

V.3.3.5. Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (ANN pour *Artificial Neural Networks*) sont un type d'algorithme d'apprentissage automatique populaire pour analyser des données via un réseau de couches de décision. Les réseaux de neurones artificiels sont ainsi nommés en raison de leur similitude structurelle avec le cerveau humain, bien que cela n'implique pas qu'ils soient des répliques exactes du processus de prise de décision du cerveau. Il existe plutôt de grandes

similitudes entre les deux. Ils sont constitués d'un grand nombre de nœuds interconnectés, ou neurones, organisés en couches. La couche d'entrée reçoit les données, qui sont ensuite traitées via une ou plusieurs couches cachées avant que la couche de sortie ne produise un résultat. Les connexions entre les neurones sont pondérées et les poids sont ajustés pendant l'entraînement pour optimiser les performances du réseau.

L'entraînement des modèles ANN peut être un processus chronophage, en particulier pour les grands réseaux complexes. Malgré leur puissance et leur polyvalence, les ANN ont ses limites. L'un des plus grands défis est la nature "boîte noire" des réseaux, c-à-d qu'il peut être difficile de comprendre comment le réseau est arrivé à une sortie particulière, ce qui rend pénible le diagnostic et la correction des erreurs. (Theobald, 2021).

Ces dernières années, l'apprentissage profond est devenu une extension puissante des ANN, dans laquelle de très grands réseaux avec de nombreuses couches sont entraînés sur des ensembles de grandes données (**Figure V-7**). Ces réseaux ont atteint des performances remarquables sur un large éventail de tâches, notamment la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel. Toutefois, l'entraînement des réseaux de neurones profonds (DNN pour *Deep Neural Networks*) nécessite encore plus de calculs que celle des ANN ordinaires, du matériel et des logiciels spécialisés pour obtenir de bonnes performances.

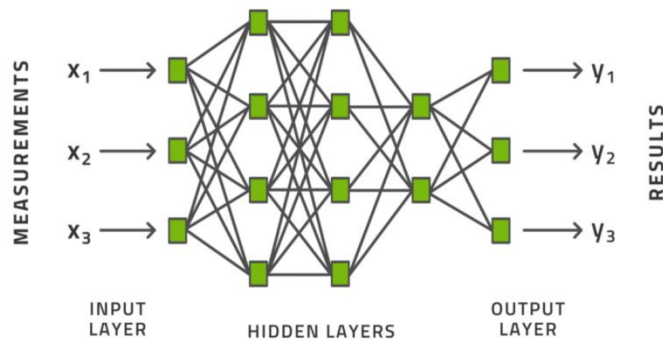


Figure V-7. Architecture d'un réseau de neurone profond (Bangert, 2021).

V.3.3.6. Réseaux des neurones récurrents

Les réseaux de neurones récurrents (RNN pour *Recurrent Neural Networks*) sont un type de réseau de neurones spécialisé dans le traitement de données séquentielles. Contrairement à d'autres réseaux de neurones qui traitent des points des données individuels indépendamment, les RNN conservent une mémoire des points des données précédents pour informer le procédé de traitement des points des données actuels. Elle les rend particulièrement utiles pour des tâches telles que la reconnaissance vocale, le traitement du langage naturel et l'analyse des séries chronologiques (Russell et al., 2020).

Cependant, les RNN traditionnels rencontrent des problèmes de disparition des gradients, qui se produit lorsque ceux utilisés pour entraîner le réseau deviennent trop petits pour être efficaces. Cela crée des difficultés pour les RNN d'apprendre les dépendances à long terme dans les données séquentielles et l'alternatif serait les réseaux à mémoire long-court terme (LSTM pour Long-Short Term Memory) qui ont été développés pour résoudre ce problème. Ce sont des types de RNN

spécialisé qui peuvent mémoriser ou oublier de manière sélective les informations des étapes temporelles précédentes. Cette capacité à mémoriser ou à oublier de manière sélective des informations rend les modèles LSTM particulièrement efficaces dans le traitement des dépendances à long terme dans les données séquentielles (*Figure V-8*).

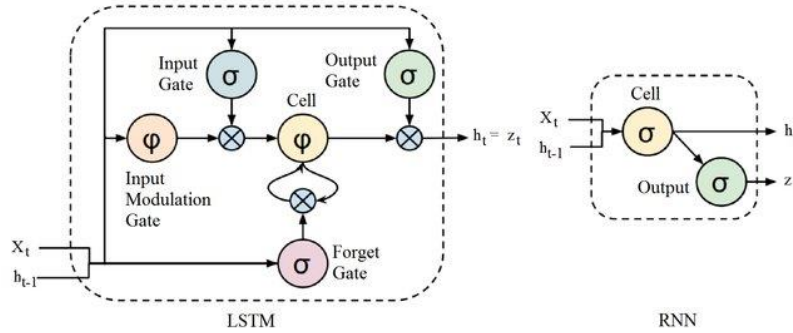


Figure V-8. Architecture des modèles RNN et LSTM (Fayyaz et al., 2016).

L'un des principaux avantages des LSTM est leur capacité à gérer des séquences d'entrée de longueur variable. Cela les rend bien adaptés à des tâches telles que la reconnaissance vocale, où la longueur de la séquence d'entrée peut varier considérablement, également ils ont été appliqués avec succès dans la traduction des langues, le sous-titrage d'images et la reconnaissance de l'écriture manuscrite.

V.3.3.7. Résumé des modèles d'apprentissage automatique

Nous avons exploré les concepts fondamentaux de l'apprentissage automatique supervisé, notamment les modèles linéaires, les machines à vecteurs de support, les arbres de décision, les méthodes d'ensemble et les réseaux de neurones artificiels et récurrents. Nous avons discuté des forces et des faiblesses de chaque technique et mis en évidence certaines des considérations clés à garder à l'esprit lors de la sélection d'un modèle pour une tâche donnée, telles que la complexité du modèle, l'interprétabilité et les performances de généralisation. Les auteurs (Zhong et al., 2022) résumant les points forts et faibles de quelques modèles d'apprentissage automatique les plus communs dans le *Tableau V-1*.

Tableau V-1. Points forts et faibles de quelques algorithmes d'apprentissage automatique (Zhong et al., 2022)

Algorithme	Points forts	Points faibles
Régression linéaire	<ul style="list-style-type: none"> - Robuste au bruit - Bonne interprétabilité car la sortie est une probabilité 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite la préparation de données - Gère uniquement les limites de décision linéaires
SVM	<ul style="list-style-type: none"> - Bonne performance dans les domaines compliqués - Robuste aux valeurs aberrantes 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite la préparation de données - La sélection du noyau peut s'avérer difficile

		- Performances médiocres et temps de calcul long si les données sont volumineuses et bruyantes
ANN	<ul style="list-style-type: none"> - Robuste au bruit et aux valeurs manquantes - Bonnes performances sur certaines tâches telles que la reconnaissance d'images et de texte 	<ul style="list-style-type: none"> - Manque d'interprétabilité - Nécessite la préparation des données - Coûteux en calcul
XGBoost	<ul style="list-style-type: none"> - Aucun effort pour la préparation des données - Capable de classer l'importance des caractéristiques - Précision de pointe dans de nombreux problèmes de régression et de classification 	<ul style="list-style-type: none"> - Manque d'interprétabilité - Mauvaises performances sur certaines tâches telles que la reconnaissance d'images et de texte

Le choix de l'algorithme dépend du problème spécifique à résoudre, de la taille et de la complexité des données et des mesures de performances souhaitées. En pratique, il est souvent avantageux d'essayer plusieurs algorithmes et de comparer leurs performances sur un ensemble de données de validation avant de sélectionner le meilleur.

Dans ce qui suit, cet aperçu servira de base à une exploration et une comparaison plus approfondie des différentes techniques d'apprentissage automatique dans le contexte forage. L'étude bibliographique suivante se penchera sur les dernières recherches et applications de l'apprentissage supervisé dans le domaine de forage. Grâce à cette revue, nous visons à fournir un aperçu des approches les plus courantes pour l'apprentissage automatique et à identifier les approches potentielles de recherche future.

V.4. Méthodologie

Le but de cette section est de décrire en détail la méthodologie qui sera utilisée pour comparer les performances de différents algorithmes d'apprentissage supervisé pour la prédiction du poids au crochet en temps réel sur les appareils de forage. Nous commencerons par donner un aperçu sur les ensembles des données utilisés dans cette étude, y compris une description de leurs caractéristiques et des étapes de prétraitement. Par la suite, nous allons expliquer les paramètres d'évaluation utilisés pour évaluer la performance des algorithmes, y compris la justification de leur sélection. Enfin, nous présenterons les différents algorithmes d'apprentissage supervisé utilisés dans cette étude et la justification de leur sélection.

Le langage de programmation Python sera utilisé pour l'implémentation des modèles d'apprentissage automatique explorés dans cette section. Il s'agit d'un langage largement utilisé et populaire pour les tâches de calcul scientifique et d'analyse des données. Il dispose d'un riche écosystème de bibliothèques spécialement conçues pour l'apprentissage automatique, notamment NumPy, Pandas, Scikit-Learn et TensorFlow. Ces outils permettent la manipulation, le prétraitement et la création de modèles d'apprentissage automatique d'une manière efficace. De

plus, la facilité d'utilisation, la lisibilité et la clarté de la syntaxe de Python en font un choix populaire pour le prototypage et le développement de modèles d'apprentissage automatique. La disponibilité de bibliothèques open source, ainsi que la grande communauté et la documentation en ligne, font également de Python un choix pratique pour ce type de travail.

V.4.1. Collecte et préparation des données

Nous discuterons des techniques de prétraitement des données utilisées dans la présente étude. Les données brutes utilisées sont ceux du forage du puits géothermique 16A(78)-32 de l'état d'Utah, qui est un puits profond dévié. La base des données complète de ce puits est disponible en ligne gratuitement, le forage de ce puits a commencé le 30/10/2020 et la profondeur totale a été atteinte le 18/12/2020.

Du fait que les données brutes de ce puits sont toutes au système d'unités impériales, et afin d'éviter les erreurs éventuelles de conversion, aucune conversion des unités n'est envisagée pour cette section. La partie supérieure du puits a été forée verticalement à environ 4700 ft et ensuite dévié à un angle de 65 degrés par rapport à la verticale après avoir atteint une profondeur de 6000 ft et a maintenu cet angle pour le reste de la trajectoire. Le puits a finalement atteint une profondeur verticale réelle de 8559 ft et une profondeur totale mesurée de 10987 ft. Cet ensemble de données comprend des données de logging, des données de forage, des rapports quotidiens, des résumés des opérations quotidiennes. L'ensemble de données brutes des paramètres de forage compte un total de 5827030 lignes et 34 colonnes, y compris la colonne heure-date, qui est utilisée comme un index. Elles sont principalement numériques, avec quelques colonnes catégorielles telles que "On Bottom". La variable cible est le poids au crochet futur, ce qui signifie que les caractéristiques, y compris le poids au crochet du pas de temps actuel et passé seront utilisées pour prédire le poids au crochet des prochains pas temporels. L'ensemble de données comporte des erreurs de mesure, qui sont attribuées principalement aux défauts des appareils de mesure, certaines colonnes présentant plus d'erreurs de mesure que d'autres, selon l'appareil soit en surface ou par MWD (Measuring While Drilling). Il existe aussi certaines colonnes n'ayant que des zéros partout, tels que « MWD Gamma » et « Slips Set ».

Afin de rendre la prédiction du poids au crochet plus faisable, seules les lectures du poids au crochet enregistrées pendant le forage sont considérées. En effet, les données brutes du poids au crochet contiennent des lectures pour diverses opérations telles que les opérations de remontée, de descente et de forage. Cela est effectué en isolant les points de la base de données brute ayant une valeur de 1 dans la colonne « On Bottom » réduisant par la suite le nombre total de lignes à 1129130. En ne considérant que les données du poids au crochet pendant le forage, nous pouvons éliminer la variabilité des données causée par les différentes opérations et nous assurer que les données sont pertinentes pour la tâche de prédiction du poids au crochet pendant le forage. Cette réduction de la quantité de données utilisées conduit également à une utilisation plus efficace des ressources de calcul, ainsi qu'à une tâche de prédiction simple et ciblée.

Ensuite, l'index de la base de données est converti du temps en profondeur, ce qui réduit encore le nombre de lignes du fait qu'un nombre de points de mesures ont la même profondeur. La conversion est effectuée en regroupant les points de données avec la même profondeur en fonction de la première valeur du poids au crochet. Ce traitement a ramené le nombre de lignes à 729552.

V.4.1.1. Choix des caractéristiques

La sélection des bonnes variables ou caractéristiques pour passer au modèle est l’une des étapes les plus importantes d’apprentissage automatique. Après tout, le choix des caractéristiques qui n’expliquent pas les changements dans la variable cible devrait donner de mauvais résultats, quel que soit le modèle utilisé. D’autre part, l’intégration d’un trop grand nombre de caractéristiques redondantes augmente le risque de surapprentissage en ajoutant du bruit supplémentaire, augmente le temps de calcul et les ressources nécessaires à l’entraînement et complexifie les modèles, ce qui rend les résultats difficiles à interpréter.

Il existe des techniques qui aident à choisir au mieux les variables représentatives et descriptives du problème à savoir les *filter*, *wrapper* et *embedded* (Chouaib, 2011). Cependant, l’expérience de l’ingénieur et sa compréhension du problème jouent toujours un rôle important dans cette étape. De ce fait, ainsi que les méthodes de sélection automatiques peuvent être coûteuse en termes de temps ce qui est désavantageux dans le contexte du temps réel, le critère de choix des caractéristiques utilisé dans cette étude est la qualité (nombre des valeurs manquantes ou erreurs de mesures) et la corrélation entre les caractéristiques.

Après le traitement initial, les colonnes contenant trop de points de données manquants, ainsi que les colonnes corrélées sont éliminées, ramenant le nombre de variables à 12 (11 caractéristiques et une sortie), toutes étant numériques. Les variables finales conservées dans l’ensemble de données sont : Block Position, Weight On Bit, ROP, Top Drive RPM, Top Drive Torque, SPM, Pit Volume Active, Return Flow, MWD Inclination, Mud Temperature, Differential Pressure, et Hookload.

V.4.1.2. Rééchantillonnage des données

Il est important que les points de données soient également espacés pour les applications d’apprentissage automatique, car de nombreux algorithmes d’apprentissage automatique, tels que les RNN, supposent que les pas de temps entre les points de données consécutifs sont régulièrement espacés. Si les points de données ne sont pas régulièrement espacés, cela peut entraîner des problèmes dans l’analyse, tels que la distorsion de la nature temporelle des données sous-jacentes. Dans le cas des enregistrements de forage, les taux d’échantillonnage varient et les relevés sont asynchrones, et même s’ils sont régulièrement espacés dans le domaine temporel, ils ne le seront pas en profondeur et inversement. Par conséquent, des étapes de prétraitement telles que le rééchantillonnage sont nécessaires pour garantir que les données sont régulièrement espacées (Tunkiel et al., 2022).

La technique employée dans cette étude est l’interpolation linéaire qui est une méthode couramment utilisée pour le rééchantillonnage des données car elle est efficace en termes de calcul, simple à mettre en œuvre et préserve la forme du signal d’origine. Elle marche en connectant des points des données adjacents avec une ligne droite, en estimant les valeurs des variables à des points espacés le long de cette ligne. Elle suppose que les données sous-jacentes sont lisses, ce qui est souvent le cas dans de nombreuses applications du monde réel. De plus, l’interpolation linéaire a un faible coût de calcul, ce qui en fait une option intéressante pour les grands ensembles de données. Alors que d’autres méthodes, telles que l’interpolation spline cubique, peuvent offrir une meilleure exactitude dans certaines situations, l’interpolation linéaire est souvent suffisante et offre

un bon équilibre entre simplicité et exactitude. De plus, l'interpolation linéaire aide à minimiser l'effet des valeurs aberrantes et des erreurs de mesure en les remplaçant par des valeurs plus susceptibles d'être représentatives des tendances des données. La taille du pas d'interpolation est égale à 0.1 ft, correspondant à 111459 points.

V.4.1.3. Lissage des données

Le lissage des données est une autre étape essentielle du prétraitement des données pour les modèles d'apprentissage automatique. La présence de bruit exagéré ou de fluctuations dans les données peut réduire considérablement les performances de ces modèles (Gupta & Gupta, 2019). Pour surmonter ce problème, la médiane mobile avec un facteur de lissage de 0.25 est employée. La technique de la médiane glissante consiste à remplacer chaque point de données dans l'ensemble de données par la valeur médiane de ses points voisins sans introduire de distorsion significative. Cette technique est utile pour réduire le bruit tout en préservant les caractéristiques importantes des données. Le facteur de lissage, situant entre 0 et 1, contrôle le degré de lissage ; une valeur plus petite entraîne moins de lissage, tandis qu'une valeur plus élevée entraîne plus de lissage. La valeur de ce dernier a été choisie du fait qu'elle offre un équilibre optimal entre le lissage sans entraîner la perte d'informations précieuses. L'ensemble de données lissé qui en résulte fournit une représentation plus exacte des tendances dans les données, ce qui facilite l'identification et l'apprentissage de ces tendances par les modèles d'apprentissage automatique. Le poids au crochet final en fonction de la profondeur qui doit être prédit est montré dans la **Figure V-9**.

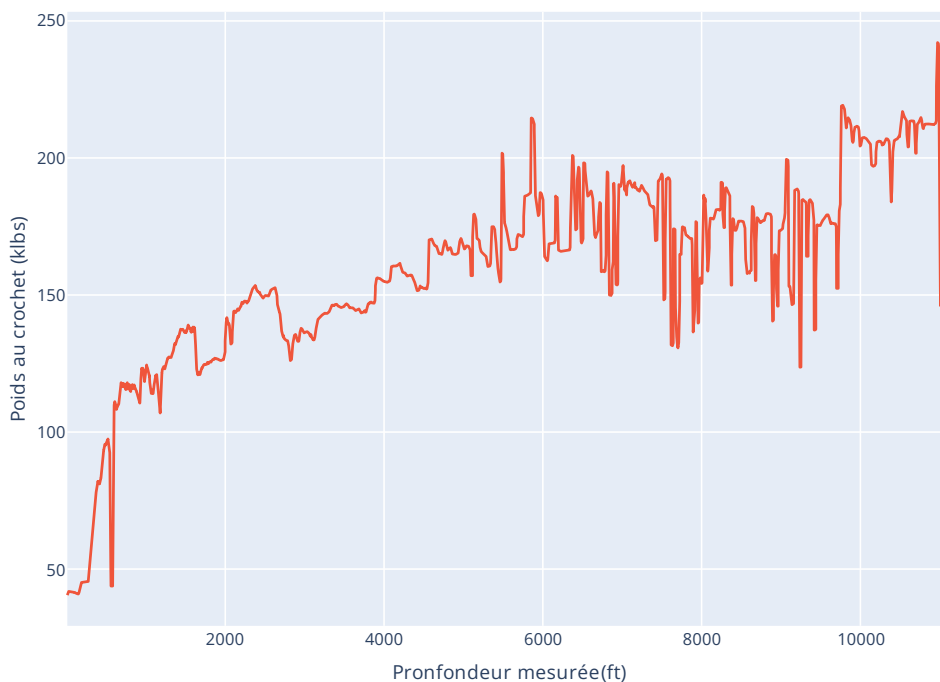


Figure V-9. Poids au crochet en fonction de la profondeur après traitement des données

V.4.1.4. Normalisation des données

La normalisation qui peut signifier la mise à l'échelle ou la standardisation des données est une étape de prétraitement importante qui est nécessaire avant l'entraînement de quelques modèles

d’apprentissage automatique. En effet, le fonctionnement interne de ces modèles est très sensible à l’échelle des données d’entrée, et si les données ne sont pas mises à l’échelle ou standardisées, cela peut entraîner plusieurs problèmes susceptibles d’avoir un impact négatif sur les performances du modèle (Huang, 2022).

Tout d’abord, lorsque les données ne sont pas normalisées, les variables avec des plages de valeurs plus grandes auront un impact plus important sur la sortie du modèle que les variables avec des plages de valeurs plus petites. Cela peut conduire à des résultats biaisés où certaines variables ont plus de poids que d’autres. La normalisation des données garantit que toutes les variables ont un impact égal sur la sortie du modèle.

Les deux méthodes les plus courantes de normalisation sont les suivantes :

- **Mise à l’échelle min-max** : cette méthode implique la mise à l’échelle des données afin qu’elles se situent dans une certaine plage, généralement entre 0 et 1. La variable mise à l’échelle min-max est donnée par la formule suivante :

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (\text{Eq. V-2})$$

Où X est la donnée d’entrée, X_{min} et X_{max} sont les valeurs minimales et maximale de X respectivement.

- **Standardisation** : cette méthode consiste à transformer les données de sorte qu’elles aient une moyenne de 0 et un écart type de 1. La variable standardisée est donnée par :

$$X_{norm} = \frac{(X - X_{moyenne})}{X_{std}} \quad (\text{Eq. V-3})$$

Où X est la donnée d’entrée, $X_{moyenne}$ et X_{std} sont la moyenne et l’écart type de X respectivement.

En résumé, la normalisation des données est une étape nécessaire avant d’entraîner un certain nombre de modèles d’apprentissage automatique. Elle garantit que toutes les variables ont un impact égal sur la sortie du modèle, facilite l’apprentissage par le modèle des relations entre les variables et peut aider à améliorer la vitesse de convergence pendant l’entraînement. La mise à l’échelle min-max est un bon choix dans le contexte de cette étude car elle met à l’échelle les données dans une plage fixe, généralement entre 0 et 1. D’autre part, la standardisation peut introduire des valeurs négatives et modifier la distribution des données, ce qui peut affecter négativement les performances du modèle.

V.4.1.5. Subdivision des données

Dans le contexte de la prédiction du poids au crochet en temps réel, le modèle d’apprentissage automatique devrait être capable de prédire le poids au crochet au fur et à mesure que le forage progresse. Cela nécessite que le modèle soit fréquemment réentraîné pour s’adapter aux conditions dynamiques de forage.

Pour déterminer la fréquence nécessaire de réentraînement et la quantité requise de données d’entraînement, nous adoptons une approche systématique qui consiste à diviser la base de données disponible en différents ensembles d’entraînement et de test de tailles variables. Par exemple, nous pouvons commencer avec 10 % des données disponibles pour l’entraînement et évaluer les performances du modèle dans la prédiction du poids au crochet pour les 90 % de données restantes. Nous pouvons ensuite augmenter l’ensemble d’apprentissage à 30 %, réentraîner le modèle et évaluer ses performances pour les 70 % de données restantes, et ainsi de suite.

En suivant cette approche, nous pouvons simuler le processus de forage en temps réel avec a flux continu de données au fur et à mesure de l’avancement et suivre l’évolution de la performance des modèles. De plus, nous pouvons évaluer la fréquence à laquelle le modèle doit être réentraîné pour maintenir sa précision. Cette approche peut aider à déterminer le modèle d’apprentissage automatique le mieux adapté pour la prédiction du poids au crochet en temps réel.

V.4.1.6. Description de l’ensemble de données traitées

L’ensemble des variables sélectionnées après le traitement des données en fonction de la profondeur mesurée est montrée dans la *Figure V-10*. L’analyse des variables résultantes révèle des tendances et des comportements intéressants au sein de l’ensemble de données. La variable « BlockPosition » montre des fluctuations notables entre des valeurs minimale et maximale définies, ce qui représente la position du top drive par rapport au plancher de l’appareil de forage.

Plusieurs variables, à savoir « weightOnBit », « Hookload », « TopDriveTorqueftlbs » et « MUDTEMP », présentent une tendance ascendante perceptible à mesure que le forage progresse. Cette tendance ascendante suggère une augmentation progressive de leurs valeurs au fil de la profondeur, reflétant la nature progressive des opérations de forage. Cependant, il convient de noter que les variables « ROPDepthHour » et « MWDInclination » semblent présenter des variations quelque peu masquées par la présence de valeurs aberrantes vers la fin et tout au long du puits. Ces valeurs aberrantes peuvent être attribuées à des lectures erronées des appareils de mesure, et le fait que ces valeurs aberrantes n’ont pas été éliminées même après le lissage des données par la médiane mobile signifie que ces erreurs de mesure ont duré relativement longtemps. Ce type de valeurs aberrantes doit être supprimée manuellement, ce qui ne pouvait pas être applicable en temps réel, et par conséquent, elles ont été laissées telles quelles dans cette étude. Du fait que ces valeurs aberrantes n’aient pas été supprimées manuellement lors du prétraitement des données, il est essentiel de reconnaître leur existence pour maintenir l’intégrité de l’analyse.

De l’autre côté, les variables « TopDriveRPM », « SPMTotal », « PitVolumeActive », « ReturnFlow » et « DifferentialPressure » montrent un comportement relativement constant sur des intervalles de profondeur intermittents. Ces caractéristiques suggèrent que ces paramètres particuliers restent relativement stables tout au long du processus de forage, avec un caractère de changement discret.

La profondeur finale reportée du puits est de 10955 pieds. Cependant, la profondeur maximale indiquées dans les enregistrements des paramètres de forage est de 11135 pieds. Lors de l’examen des rapports journaliers du puits, il est confirmé qu’une opération de carottage a été réalisée allant de 10955 pieds jusqu’à 10987 pieds. Cependant, ces rapports journaliers ne contiennent aucune

information explicite concernant les opérations au-delà de cette profondeur. Il est important de noter que les lectures des paramètres de forage dans la section du puits s'étendant de la profondeur finale de 10955 pieds à 11135 pieds présentent un écart important par rapport à leurs valeurs observées tout au long du puits du fait de la nature spécifique des opérations réalisées distinctes des opérations de forage régulières. Cette section particulière, caractérisée par son comportement excentré, servira de référence pour évaluer la capacité des modèles sélectionnés à détecter efficacement les situations anormales pendant le processus de forage.

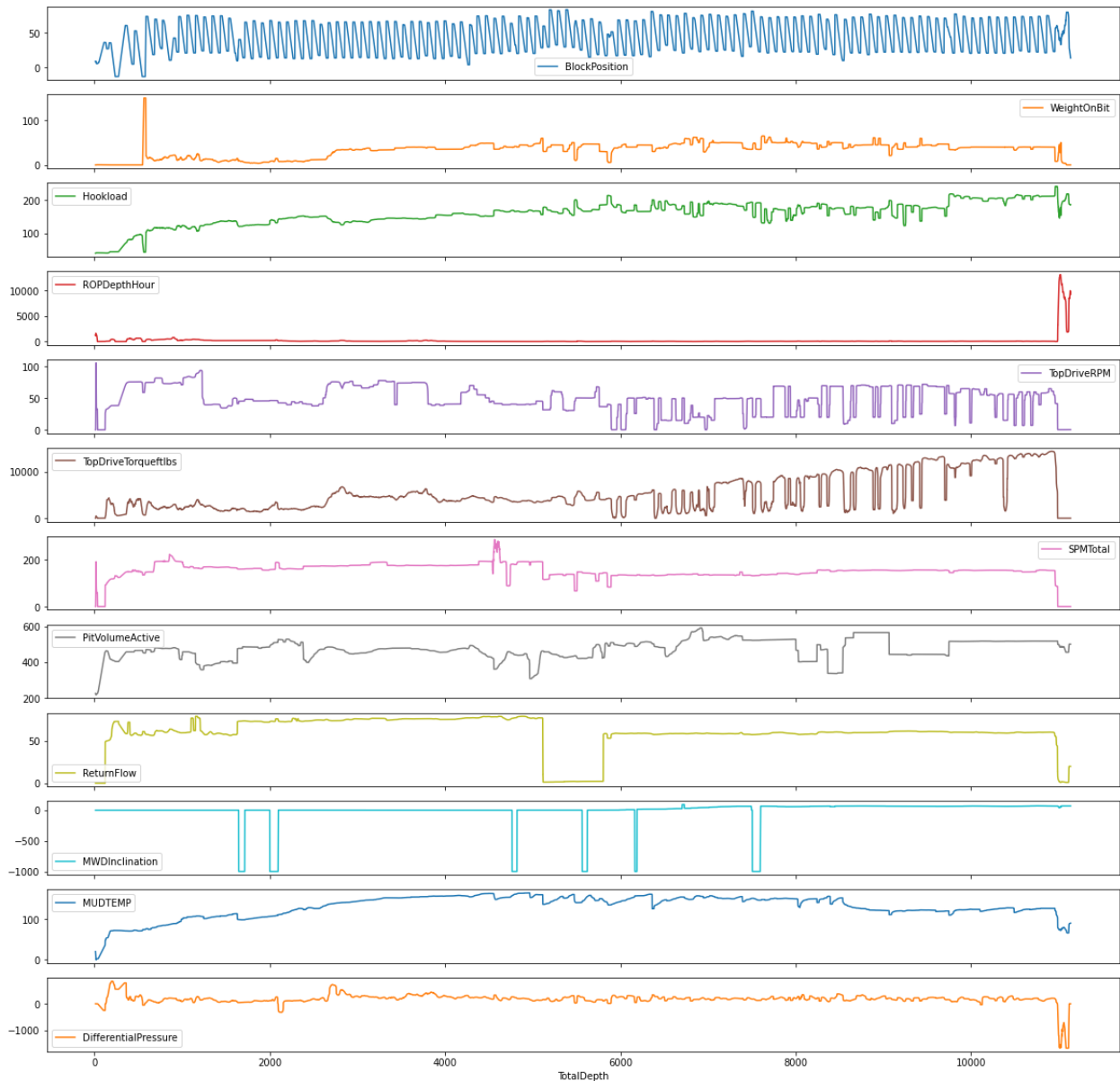


Figure V-10. Ensemble des caractéristiques sélectionnées après traitement de données en fonction de la profondeur mesurée.

V.4.2. Techniques d’analyse des séries chronologiques

Dans le cadre de la prédiction des valeurs futures du poids au crochet, le modèle RNN et sa variante, LSTM sont particulièrement adaptés car ils sont conçus pour traiter des données séquentielles. Plus précisément, ces modèles peuvent utiliser la relation entre les points de données précédents et actuels pour prédire les valeurs futures (**Figure V-11**). Pour utiliser les modèles RNN et LSTM, une séquence de points de données actuels et précédents est passée au modèle qui sera ensuite utilisé pour prédire les prochaines valeurs du poids au crochet. Ce faisant, nous pouvons profiter de la structure séquentielle inhérente des données et l'utiliser pour faire des prédictions précises. Cette approche est particulièrement utile dans le cadre de forage, car elle nous permet de prédire les valeurs du poids au crochet en temps réel.

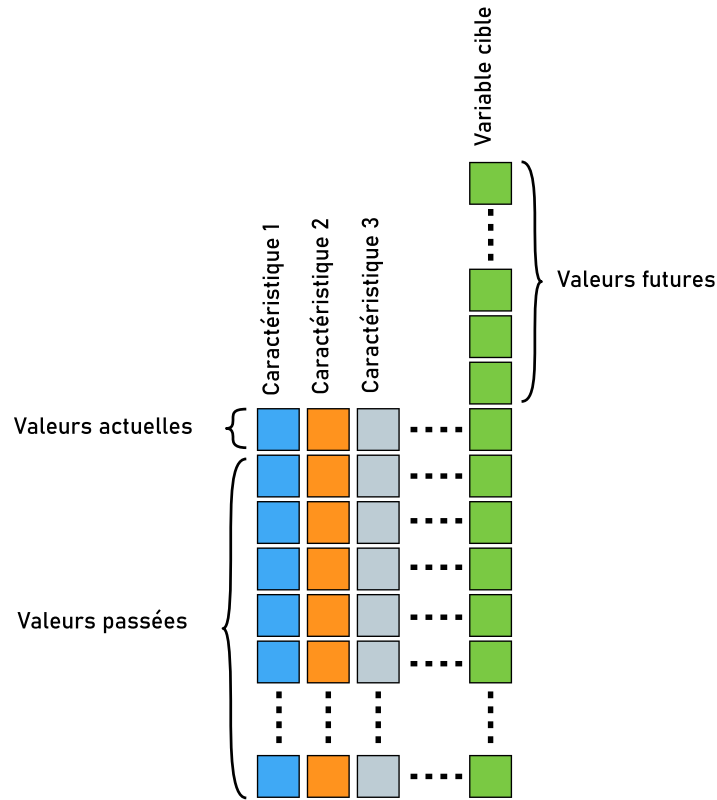


Figure V-11. Analyse de données séquentielles par les modèles RNN et LSTM.

Cependant, les autres modèles d'apprentissage automatique tels que le modèle de régression linéaire et le modèle SVM n'ont pas la capacité intégrée de traiter des données séquentielles. Afin d'adapter ces modèles pour prédire les valeurs futures du poids au crochet, de nouvelles colonnes contenant les valeurs décalées (futures) du poids au crochet et les valeurs précédentes des caractéristiques sont ajoutées à l'ensemble de données (Lazzeri, 2020). Cette approche est connue sous le nom de fenêtrage ou *windowing* (**Figure V-12**).

Par exemple, si nous voulons prédire les 10 prochaines valeurs du poids au crochet en utilisant les valeurs actuelles ainsi que les valeurs passées du poids au crochet et des autres caractéristiques, nous créerions 10 nouvelles colonnes contenant les valeurs du poids au crochet qui sont 1, 2, 3, ..., 10 pas temporels dans le futur, ainsi que 10 nouvelles colonnes ayant les valeurs passées pour

chaque caractéristique. Cette approche nous permet d'utiliser les points forts de ces modèles tout en tenant compte de la nature séquentielle des données.

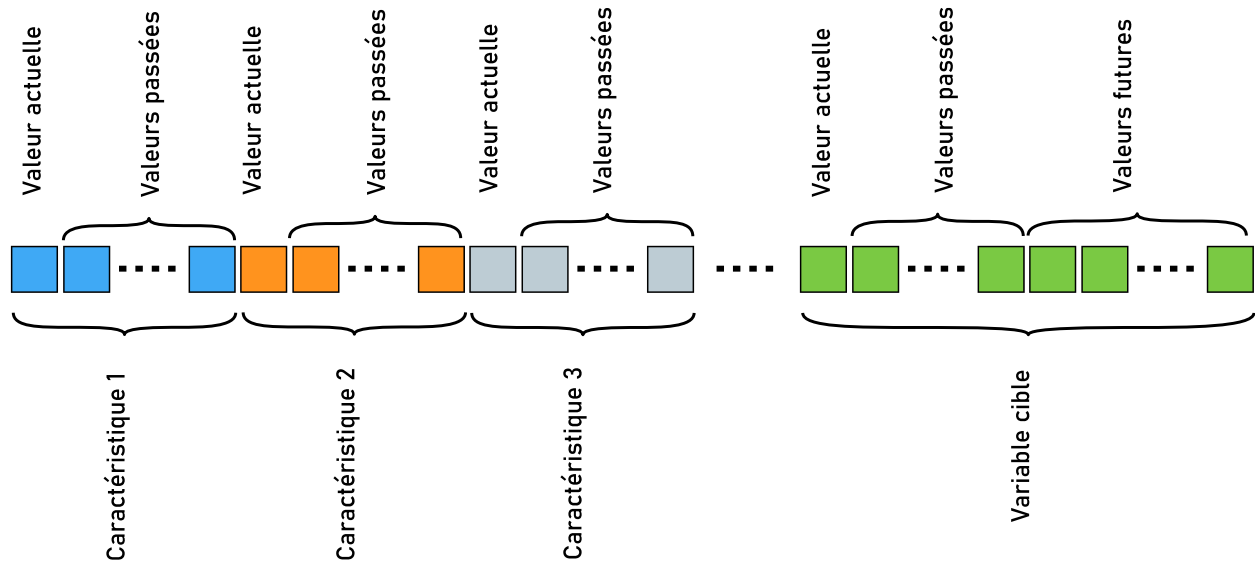


Figure V-12. Technique de fenêtrage pour l'analyse de données séquentielles.

Afin de maintenir l'aspect pratique de l'analyse et de se concentrer sur la recherche des modèles les plus convenables, cette étude utilise un nombre égal de pas passés et futurs pour la prédiction du poids au crochet. La décision d'adopter un nombre cohérent de pas passés et futurs est motivée par l'objectif de simplifier l'analyse et d'éviter d'accroître la complexité du problème en mettant l'accent sur l'identification des modèles qui pourraient le mieux tirer parti de cette approche et fournir des prédictions précises. Bien que l'étude de l'impact d'un nombre variable de pas passés et futurs puisse potentiellement offrir des informations précieuses, cela introduirait des complexités supplémentaires et compliquerait l'analyse, et ainsi n'est pas explorée dans cette étude.

V.4.3. Évaluation de la performance des modèles

Pour un problème de régression tel que la prédiction du poids au crochet, de nombreuses mesures sont utilisées dans la littérature pour évaluer la performance d'un modèle d'apprentissage automatique, notamment l'erreur quadratique moyenne (MSE pour *Mean Squared Error*), l'erreur absolue moyenne (MAE pour *Mean Absolute Error*), R^2 (coefficient de détermination) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE pour *Root Mean Squared Error*).

R^2 est une bonne mesure pour évaluer les performances des modèles car il fournit une mesure de la proportion de la variance du poids au crochet qui est expliquée par le modèle. R^2 varie généralement de 0 à 1, les valeurs les plus élevées indiquant un meilleur ajustement du modèle aux données. Cependant, R^2 peut avoir des valeurs négatives si le modèle s'adapte moins bien aux données qu'une ligne horizontale, ce qui signifie que le modèle n'a aucun pouvoir prédictif et fonctionne moins bien qu'en utilisant simplement la moyenne de la variable cible. R^2 peut être interprété comme un pourcentage, ce qui facilite la comparaison des performances de différents modèles.

RMSE est une autre mesure utile pour évaluer les performances des différents modèles. Il représente la racine carrée de la différence quadratique moyenne entre les valeurs prédites et réelles et a la même unité que la variable cible. RMSE donne une bonne idée de l'ampleur de l'erreur dans les prédictions, une RMSE inférieure indiquant une meilleure performance.

Dans cette étude, nous utiliserons R^2 et RMSE comme principales mesures pour évaluer les performances de nos modèles. R^2 fournit une bonne mesure de la proportion de la variance du poids au crochet qui est expliquée par le modèle, tandis que RMSE nous donne une bonne idée de l'ampleur de l'erreur dans nos prédictions. Ensemble, ces mesures nous aideront à évaluer les performances de nos modèles et à identifier le meilleur modèle pour prédire le poids au crochet pendant le forage.

R^2 est donné par la formule suivante :

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{res}}{SS_{tot}} \quad (\text{Eq. V-4})$$

Où:

$SS_{res} = \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2$ est la somme des carrés des résidus,

$SS_{tot} = \sum_i (y_i - \bar{y}_i)^2$ est la somme totale des carrés,

Avec:

y_i : les valeurs de réponse réelles,

\hat{y}_i : les valeurs de réponse prévues,

$\bar{y}_i = \frac{1}{n} \sum_i y_i$: la moyenne de la réponse réelle sur l'ensemble de données avec un nombre d'échantillons n .

RMSE est évalué par la formule :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (\text{Eq. V-5})$$

V.4.4. L'optimisation des hyperparamètres

L'optimisation des hyperparamètres est le processus de sélection du meilleur ensemble d'hyperparamètres pour un modèle d'apprentissage automatique afin d'obtenir des performances optimales. Les hyperparamètres sont des paramètres d'un modèle qui ne sont pas appris pendant l'entraînement et doivent être définis préalablement. Chaque type de modèles d'apprentissage automatique a ses hyperparamètres spécifiques tels que la profondeur maximale des arbres pour le modèle XGBoost, le paramètre de régularisation pour le modèle SVM et le nombre d'unités dans la couche cachée pour les modèles RNN et LSTM.

Il existe plusieurs techniques utilisées pour l'optimisation des hyperparamètres, notamment la recherche de grille, la recherche aléatoire et l'optimisation bayésienne. La recherche de grille implique de spécifier une gamme d'hyperparamètres possibles et d'entraîner le modèle sur toutes les combinaisons possibles. La recherche aléatoire, quant à elle, sélectionne au hasard des hyperparamètres dans l'espace de recherche et entraîne le modèle sur eux. Cette méthode est moins coûteuse en calcul et peut parfois être plus performante que la recherche par grille car elle peut explorer des régions de l'espace de recherche que cette dernière peut manquer. Cependant, elle n'est pas toujours fiable dans certains cas où le modèle entraîné est complexe (Jia Wu, 2019).

L'optimisation Bayésienne est une technique plus avancée d'optimisation des hyperparamètres qui consiste à modéliser la relation entre les hyperparamètres et les performances du modèle à l'aide d'un modèle probabiliste. Ce modèle est mis à jour au fur et à mesure que le processus d'optimisation progresse, et l'ensemble de ces hyperparamètres sont sélectionnés en fonction des prédictions qui peuvent conduire à de bonnes performances (Agrawal, 2021).

V.4.5. Caractère stochastique d'apprentissage automatique

Le caractère aléatoire est une caractéristique commune des algorithmes d'apprentissage automatique, en particulier les réseaux de neurones tels que les modèles RNN et LSTM. Ce caractère aléatoire peut provenir de diverses sources telles que la sélection de points de données, l'initialisation du modèle et l'algorithme d'apprentissage lui-même. Cela rend difficile la reproduction des résultats, même en utilisant le même ensemble de paramètres de modèle.

Pour atténuer l'effet du caractère aléatoire dans l'apprentissage automatique, il est possible d'utiliser diverses techniques telles que la moyenne des résultats de plusieurs exécutions ou l'utilisation de méthodes d'ensemble. De plus, pour améliorer la reproductibilité, il est possible de définir une graine aléatoire pour s'assurer que le même ensemble de nombres aléatoires est généré à chaque fois que l'algorithme est exécuté, ce qui est l'approche adoptée dans cette étude.

V.4.6. Apprentissage automatique continu

Les besoins en termes de temps et de ressources pour l'optimisation des hyperparamètres des modèles RNN et LSTM corrélés avec la taille croissante des données obtenues au fur et à mesure du forage, ainsi que la nature stochastique du processus d'entraînement rendent l'entraînement d'un nouveau modèle non pratique particulièrement dans le contexte de prédiction du poids au crochet en temps réel. Pour pallier ces problèmes, on emploie une technique appelée l'apprentissage automatique continu (CML pour *Continual Machine Learning*).

Le CML est un processus dans lequel un modèle est continuellement mis à jour à mesure que de nouvelles données deviennent disponibles (Parisi et al., 2019). L'un des principaux défis du CML est l'oubli catastrophique qui est un phénomène dans lequel un modèle oublie des informations précédemment apprises lorsqu'il est entraîné sur de nouvelles données. Étant donné que la prédiction du poids au crochet ne nécessite pas que le modèle se souvienne des informations précédemment apprises, le problème de l'oubli catastrophique n'est pas pertinent dans ce contexte.

V.4.7. Modèles d'apprentissage automatique employés

Après avoir exploré divers modèles d'apprentissage automatique les plus fameux, nous avons choisi quatre modèles pour notre tâche de prédiction du poids crochet en temps réel. Le premier modèle choisi est le modèle de régression linéaire du fait de sa simplicité et facilité d'implémentation. Il fournit un bon point de départ pour l'analyse des données et peut fournir une référence pour évaluer les performances d'autres modèles plus complexes. Pour le deuxième, nous optons pour le modèle SVM car il s'agit d'un algorithme bien connu et largement utilisé pour les problèmes de régression. Il a été démontré qu'il fonctionne bien dans une variété d'applications et qu'il est capable de gérer de grands ensembles de données. Le troisième modèle utilisé est le modèle XGBoost comme méthode d'ensemble car il a gagné en popularité pour ses bonnes performances et sa capacité de gérer une variété de types de données. Le dernier modèle employé est le modèle LSTM, car il s'agit d'un type de réseau de neurones récurrent bien adapté à l'analyse de données de séries chronologiques. Il est capable de découvrir les dépendances et les tendances à long terme dans les données, ce qui en fait un bon choix pour le problème de la prédiction du poids au crochet en temps réel.

Quant au prétraitement des données, les étapes impliquaient de réduire la taille de l'ensemble de données, de sélectionner les caractéristiques pertinentes et de lisser les données à l'aide de techniques d'interpolation linéaire et de médiane mobile. Ces données traitées sont ensuite utilisées pour entraîner les différents modèles choisis pour la prédiction du poids au crochet. Les résultats de l'évaluation des modèles sont présentés dans la section suivante.

V.5. Résultats et Discussion

Dans cette section, nous présentons les résultats de l'utilisation des différents modèles d'apprentissage automatique pour la prédiction du poids au crochet et discutons les implications de ces résultats. Nous commençons par comparer les performances de ces modèles à l'aide de métriques notamment R^2 , RMSE et le temps d'entraînement, et analysons comment les différents paramètres du problème tels que le rapport de l'ensemble d'entraînement et le nombre de pas futurs à prédire affectent les performances des modèles. Les informations tirées de cette analyse fournissent des indications précieuses pour choisir le modèle d'apprentissage automatique le plus approprié pour la prédiction du poids au crochet dans les opérations de forage.

V.5.1. Modèle de régression linéaire

Les résultats de l'évaluation de la performance du modèle en termes de R^2 et RMSE sur les ensembles d'entraînement et de test, ainsi que le temps d'entraînement sont présentés dans le *Tableau V-2*. Sur la base des résultats obtenus, le modèle de régression linéaire montre une bonne performance sur l'ensemble d'entraînement. Les valeurs de R^2 d'entraînement sont constamment élevées, avec une valeur maximale de 1. Cela indique que le modèle est capable d'expliquer la majeure partie de la variabilité des données d'entraînement. Les valeurs de RMSE d'entraînement indiquent également une erreur relativement faible entre les valeurs du poids au crochet prévues et réelles. Cela suggère que le modèle a assez bien appris les tendances cachées dans les données d'entraînement.

Les performances du modèle sur l'ensemble de test sont satisfaisantes, d'autant plus qu'aucune optimisation d'hyperparamètres n'a été effectuée. Le modèle a pu obtenir de bons résultats en termes de R^2 et de RMSE pour presque tous les rapports d'entraînement et les pas futurs, ce qui indique que le modèle a une capacité prédictive élevée. La seule exception était le rapport d'entraînement de 0.1, où les résultats étaient moins bons que pour les autres rapports. Cela suggère que le modèle a besoin d'une certaine quantité de données avant qu'il soit capable d'apprendre les tendances cachées dans les données et fournir des prédictions précises.

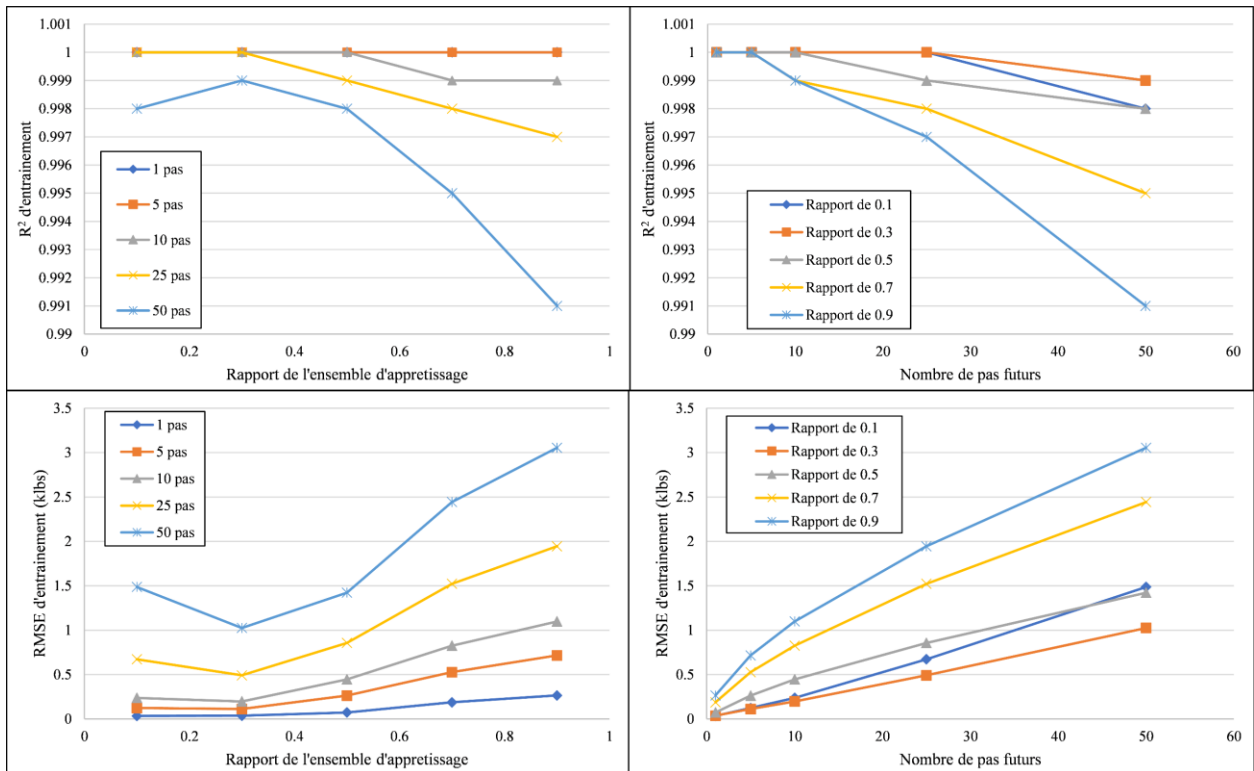
Un autre aspect notable est le temps d'entraînement réduit du modèle. Les temps d'entraînement sont extrêmement courts, ne dépassant pas quelques secondes, ce qui indique que le modèle peut être entraîné rapidement et efficacement. Cela est un avantage significatif, en particulier lorsqu'on travaille avec de grands ensembles de données et lorsque le temps est un facteur critique comme dans les applications en temps réel.

Tableau V-2. Résultats de performance du modèle de régression linéaire en fonction du nombre des pas futurs à prédire et du rapport de l'ensemble d'apprentissage.

R² d'entraînement					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1
10	1	1	1	0.999	0.999
25	1	1	0.999	0.998	0.997
50	0.998	0.999	0.998	0.995	0.991
RMSE d'entraînement (klbs)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	0.035	0.037	0.073	0.188	0.265
5	0.123	0.112	0.263	0.527	0.716
10	0.237	0.198	0.446	0.826	1.098
25	0.672	0.492	0.857	1.522	1.945
50	1.487	1.025	1.422	2.443	3.055
R² de test					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	-0.003	1	1	1	1
5	-0.003	0.998	0.997	0.998	0.998
10	0.996	0.995	0.994	0.995	0.993
25	-0.003	0.978	0.979	0.982	0.949
50	-0.003	0.939	0.931	0.941	0.735
RMSE de test (klbs)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	38826427.19	0.32	0.36	0.372	0.149
5	91051674079	0.942	1.03	1	0.534

10	1.529	1.546	1.561	1.558	0.999
25	2.02059E+12	3.135	2.926	2.913	2.561
50	3.67834E+12	5.355	5.212	5.123	5.661
Temps d’entrainement (s)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	0.017	0.04	0.064	0.111	0.113
5	0.083	0.229	0.366	0.588	0.697
10	0.147	0.384	0.74	1.187	1.569
25	0.394	1.021	1.607	2.912	4.204
50	1.43	3.032	3.961	5.275	7.311

Afin de mieux visualiser ces résultats et avoir une meilleure idée sur les performances du modèle, R^2 et RMSE sont tracés à la fois en fonction du nombre de pas futurs à prédire et le rapport de l’ensemble d’apprentissage (*Figure V-13*).



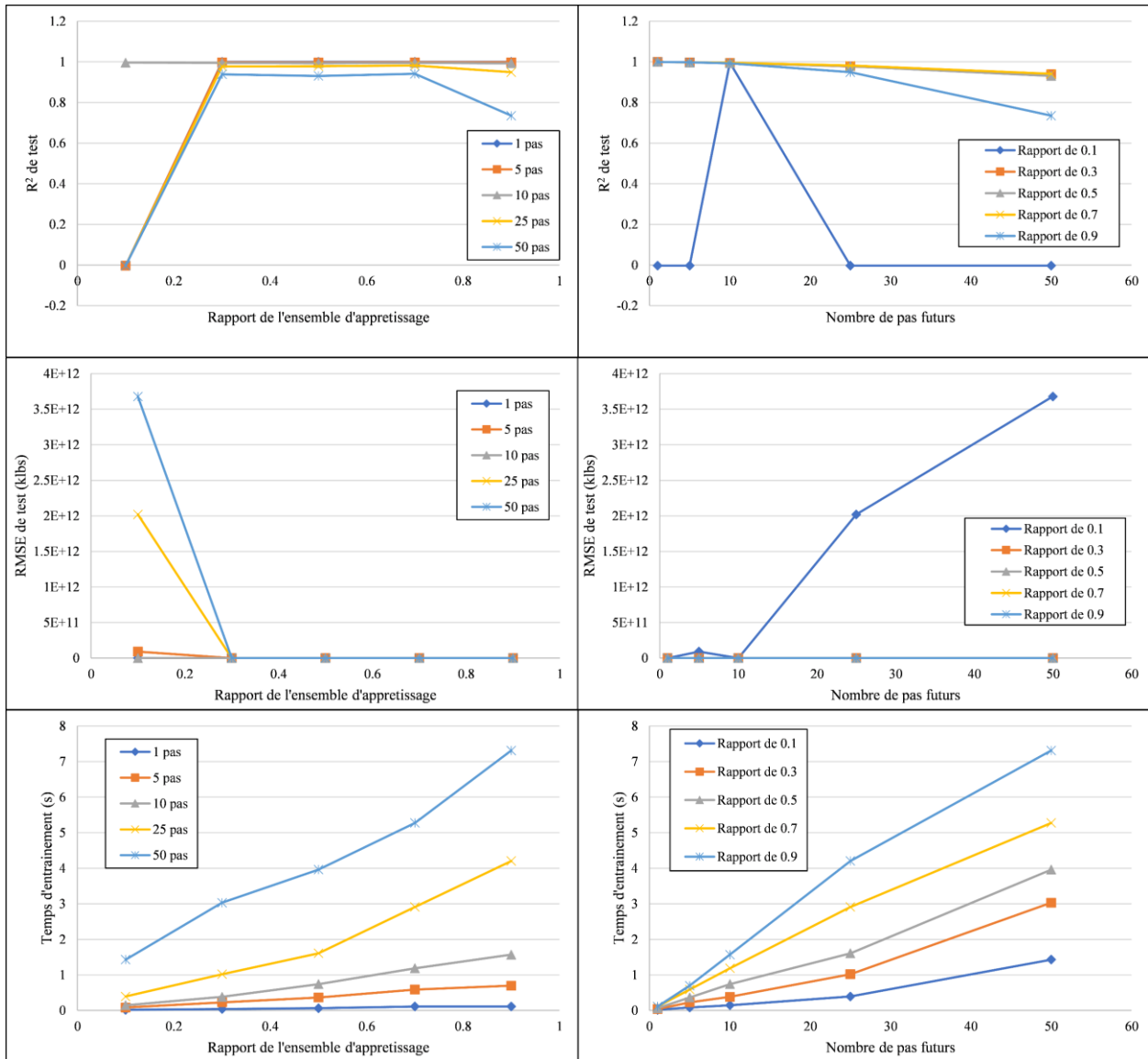


Figure V-13. Évolution de la performance du modèle de régression linéaire en termes de R², RMSE et temps d’entraînement en fonction du nombre des pas futurs et du rapport de l’ensemble d’entraînement.

On remarque que la performance du modèle sur l’ensemble d’entraînement tend à diminuer légèrement à mesure que la taille de ce dernier augmente. Ceci peut être dû au fait que lorsque la taille de l’ensemble d’entraînement augmente, le modèle est exposé à plus de données avec une plus grande variance, ce qui rend plus difficile l’ajustement parfait du modèle aux données. En conséquence, nous pouvons constater une légère diminution des valeurs de R² et une augmentation des valeurs de RMSE lorsque le modèle tente de tenir compte de cette variance supplémentaire. Essentiellement, un ensemble d’apprentissage plus grand signifie que le modèle a plus de restrictions et de conditions à satisfaire, ce qui peut affecter légèrement ses performances. Cependant, les valeurs de R² et RMSE restent satisfaisantes avec un R² toujours supérieur à 0.99 et un RMSE inférieur à 5 klbs. De même, lorsque le nombre de pas futurs à prédire augmente, on constate une diminution de R² et une augmentation de RMSE légères sur l’ensemble

d’entraînement. Ceci peut être dû à la fois à la complexité accrue du problème et à la taille élevée de l’ensemble d’apprentissage issue de la technique de fenêtrage en considérant plus de pas passés.

Quant à l’ensemble de test, la performance du modèle démontre des caractéristiques intéressantes. Pour les pas futurs de 1, 5 et 10, le modèle présente une précision exceptionnellement élevée en termes de R^2 et RMSE, indiquant un fort alignement entre les valeurs prédites et les valeurs réelles observées lors du forage. Cependant, cette performance louable soulève une considération importante. Pendant les opérations réalisées après l’atteinte de la profondeur finale y compris le carottage, qui s’écarte des activités de forage régulières, des valeurs anormales sont présentes dans l’ensemble de données.

Avec un pas faible, le modèle s’adapte aux nouvelles tendances en utilisant les valeurs anormales des caractéristiques du fait de la fréquence élevée des prédictions. Cette adhérence excessive est indésirable du fait qu’elle peut cacher les situations de forage anormales. D’autre part, si le nombre de pas futurs est important, le besoin de fournir des prédictions est atténué, et les tendances anormales dans les valeurs réelles auront plus de temps pour se développer ce qui les rend plus facile à détecter (**Figure V-14**). Cela explique la chute de performance du modèle pour les pas de 25 et 50 même en utilisant 90 % des données pour l’entraînement.

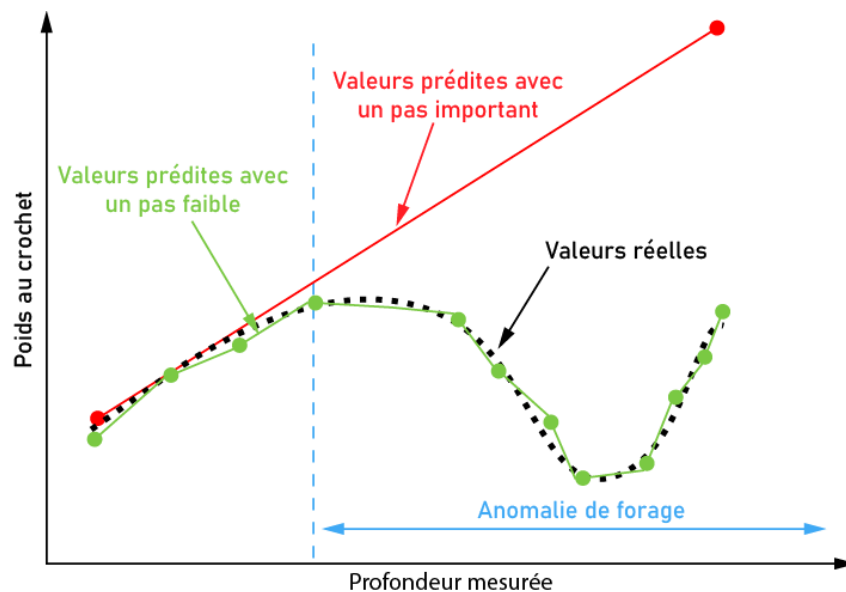


Figure V-14. Effet du nombre de pas futurs sur la tâche de détection des anomalies.

Une telle baisse devrait signaler l’opérateur, incitant à une évaluation précise de la situation. Dans ce contexte, l’intervention de l’opérateur devient cruciale pour distinguer deux scénarios potentiels. Premièrement, la baisse de performance peut être attribuée au modèle lui-même, indiquant un besoin de réentraînement ou d’ajustement de ses paramètres. Alternativement, la baisse de performance pourrait être le signe d’une situation de forage anormale, nécessitant une attention immédiate et une action appropriée. Ainsi, l’expertise et la connaissance de l’opérateur jouent un rôle essentiel pour discerner la cause sous-jacente de la baisse de performance et prendre des décisions éclairées pour garantir que les opérations de forage se déroulent en toute sécurité.

Le temps d'apprentissage du modèle de régression linéaire a tendance à augmenter à mesure que le rapport entre l'ensemble d'apprentissage et le nombre de pas futurs à prédire augmentent. En effet, le modèle a besoin de plus de temps pour s'adapter à une plus grande quantité de données d'apprentissage et apprendre ses tendances cachées. De plus, plus de pas futurs à prédire signifient que plus de valeurs passées doivent être prises en compte par la technique de fenêtrage, ce qui entraîne plus de données d'apprentissage à traiter. Cependant, le temps d'entraînement reste relativement faible dans pour toutes les combinaisons de rapport d'apprentissage et nombre de pas futurs.

Afin d'avoir une image plus claire de la performance du modèle en temps réel, on fait suivre l'évolution de R^2 et RMSE sur l'ensemble de test en fonction de la profondeur. En observant ces métriques au fil de la profondeur, on peut déterminer l'intervalle pendant lequel le modèle peut maintenir sa précision prédictive, et la fréquence à laquelle il peut avoir besoin d'être réentraîné pour maintenir la précision. Ces informations sont précieuses, car elles aident à éclairer les décisions concernant la fréquence de réentraînement et l'adaptabilité du modèle à l'application en temps réel. À titre d'exemple, on suit l'évolution de R^2 et RMSE pour le cas d'un rapport de 0.1 et un pas de 5 comme indiqué dans la **Figure V-15**. Les valeurs négatives de R^2 de grande amplitude ont été remplacées par 0 pour garder la lisibilité de la figure.

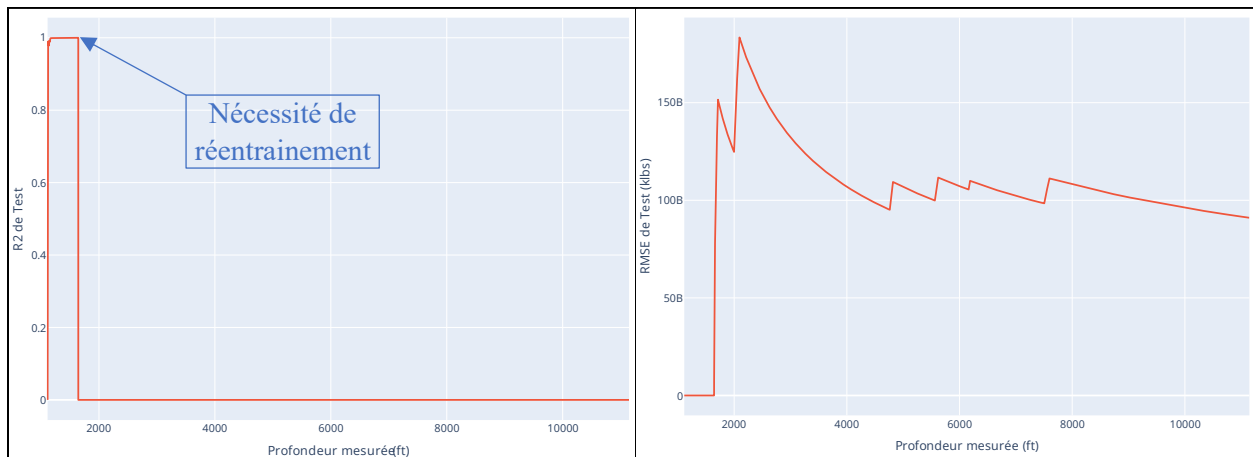


Figure V-15. Évolution de R^2 et RMSE du modèle de régression en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas futurs.

Lors de l'analyse des performances du modèle en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas futures à prédire, nous observons que le modèle commence par une bonne performance prédictive avec un R^2 qui avoisine le 1 et un RMSE qui est proche de 0. Cependant, après quelques centaines de pieds, le modèle perd sa précision donnant des valeurs de R^2 négatives et de RMSE trop élevées. Cette baisse des performances indique que le modèle est incapable de capturer les tendances cachées dans les données au-delà d'un certain point. Pour remédier à cela, un réentraînement du modèle est nécessaire pour améliorer sa capacité prédictive. Cela suggère que pour cet ensemble de données particulier, un rapport d'entraînement plus élevé peut être nécessaire pour maintenir la précision des prédictions du modèle plus longtemps.

Il est à noter que la valeur de R^2 commence à 0 lorsqu'il n'y a que quelques points de données à comparer, ce qui représente la performance locale du modèle qui peut mal représenter sa

performance globale. Au fur et à mesure que de nouveaux points de données sont évalués, leur variabilité augmente, permettant un calcul plus précis des variances et, finalement, une valeur de R^2 plus significative. Il est donc nécessaire d’avoir un nombre suffisant de points de données pour dessiner une image plus grande et obtenir un meilleur aperçu des performances du modèle.

Les valeurs du poids au crochet prédites pour les ensembles d’entraînement et de test, ainsi que les valeurs réelles pour un rapport d’entraînement de 0.1 et 5 pas futurs sont montrées dans la **Figure V-16**. Les valeurs ultérieures exagérées (ordre de milliards) du poids au crochet prédit pour l’ensemble de test rendent difficile d’évaluer les valeurs antérieures supposées proches des valeurs réelles, mais il est évident que le modèle a de mauvaise performance sur la plupart de l’ensemble de test. Le réentraînement du modèle doit être lancé une fois de telles valeurs exagérées sont constatées.

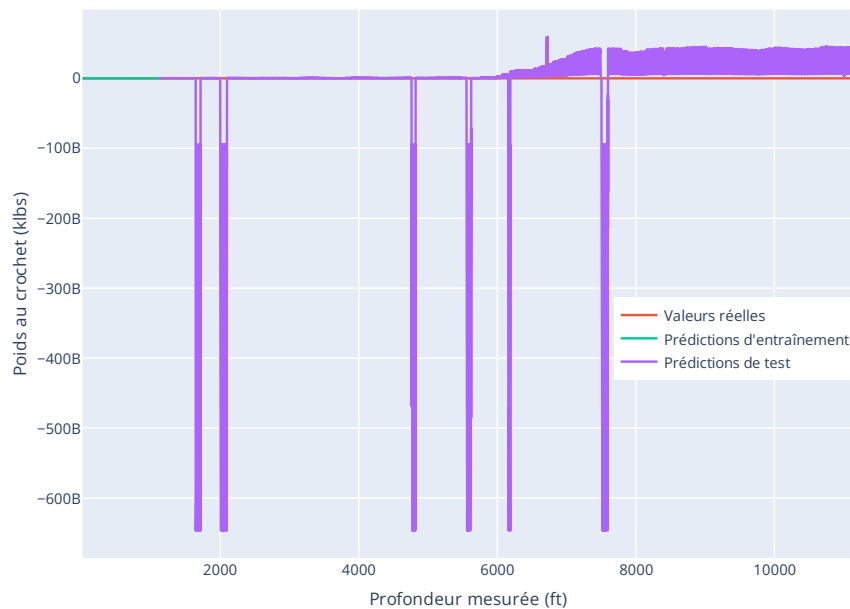


Figure V-16. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle de régression linéaire pour un rapport d’entraînement de 0.1 et 5 pas futurs.

Cependant, pour le même nombre de pas futurs de 5 et un rapport de 0.3, la performance du modèle est améliorée considérablement d’une façon durable sur la totalité de l’ensemble d’apprentissage (**Figure V-17**) où le R^2 avoisine le 1 et le RMSE ne dépasse pas le 1 ton. Supposant que le modèle de régression linéaire a été réentraîné après sa mauvaise performance sur l’ensemble de test pour le cas d’un rapport d’apprentissage de 0.1, il est possible d’obtenir des prédictions précises du poids au crochet pour la totalité du puits en entraînant ce modèle seulement deux fois. Cela est mieux montré dans la **Figure V-18** présentant les valeurs réelles et prédites du poids au crochet en fonction de la profondeur.

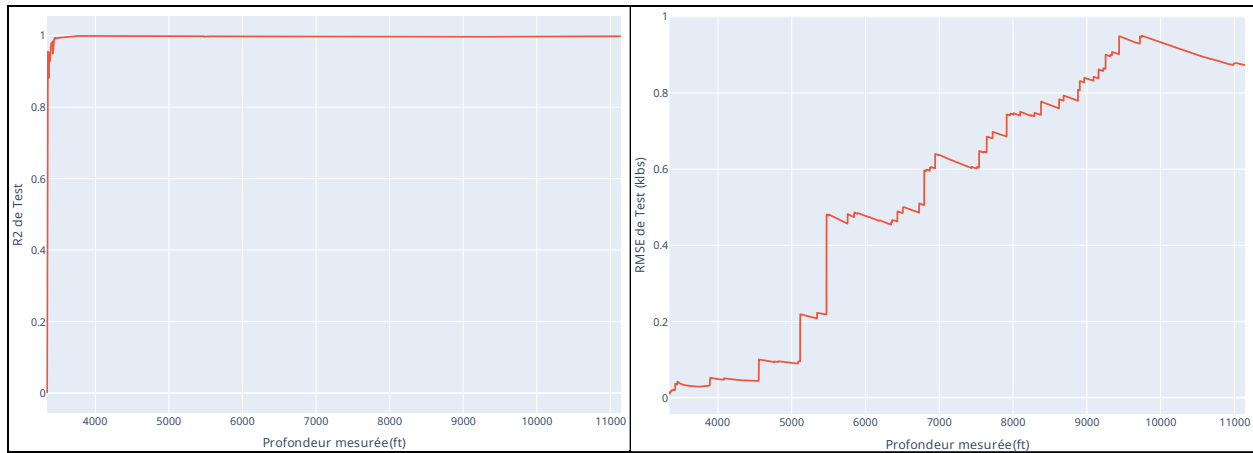


Figure V-17. Évolution de R^2 et RMSE du modèle de régression linéaire en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.3 et 5 pas futurs.

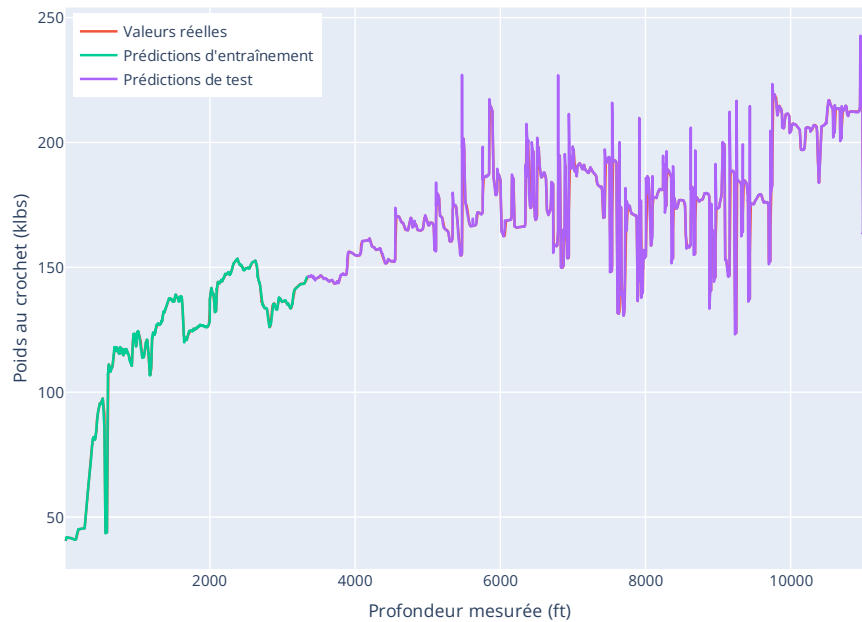


Figure V-18. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle de régression linéaire pour un rapport d'entraînement de 0.3 et 5 pas futurs.

Ces résultats montrent que le modèle de régression linéaire semble être une méthode prometteuse pour la prédiction du poids au crochet, à condition d’avoir une quantité suffisante de données d'entraînement. La capacité prédictive élevée du modèle et les temps d'entraînement rapides en font une option attrayante pour les applications en temps réel.

V.5.2. Modèle SVM

L'un des principaux inconvénients du modèle SVM est que l’optimisation des hyperparamètres peut prendre beaucoup de temps. L’optimisation de ses paramètres pour un rapport d’apprentissage et leur utilisation pour le reste des rapports permet un entraînement et une prédiction rapides. La meilleure combinaison des hyper-paramètres est recherchée par la méthode d’optimisation bayésienne en 10 itérations dans l’espace des paramètres indiqués dans le **Tableau V-3**.

Tableau V-3. Espace de recherche des hyperparamètres optimaux du modèle SVM.

Paramètres	Valeurs
kernel	Linéaire, polynomial, RBF, sigmoïde
degree	2, 3, 4, 5, 6
gamma	scale, auto
coef0	de 0 à 1

Les résultats de l’évaluation de la performance du modèle SVM pour la prédiction du poids au crochet sont présentés dans le **Tableau V-4**. Le tableau présente les résultats pour le R^2 et le RMSE de test et d’entraînement, ainsi que le temps d’optimisation des hyperparamètres et le temps d’entraînement, où les colonnes représentent les différents rapports de l’ensemble d’apprentissage et les lignes représentent les différents pas futurs.

Tableau V-4. Résultats de l’entraînement et du test du modèle SVM en fonction du nombre des pas futurs à prédire et du rapport de l’ensemble d’apprentissage.

R^2 d’entraînement					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	0.704	0.838	0.866	0.893	0.920
5	0.544	0.741	0.826	0.918	0.906
10	0.525	0.724	0.838	0.91	0.888
25	0.588	0.736	0.867	0.881	0.803
50	0.674	0.779	0.846	0.775	0.649
RMSE d’entraînement (klbs)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	12.293	12.065	12.136	11.746	9.851
5	14.951	12.36	11.519	9.054	9.824
10	15.090	12.646	11.351	9.732	10.683
25	14.603	12.457	10.698	11.391	15.135
50	13.839	12.146	11.582	14.98	22.833
R^2 de test					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	-3.225	-1.36	0.294	-0.423	0.218
5	-64.284	-16.987	-7.189	-0.495	0.403
10	-67.101	-18.034	-7.048	-0.198	0.338
25	-56.086	-19.013	-5.307	-1.599	0.255
50	-39.467	-12.505	-4.936	-5.074	0.221
RMSE de test (klbs)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	57.429	40.119	23.135	30.971	38.369
5	64.303	37.51	29.675	15.853	13.378
10	64.936	38.358	29.324	15.102	13.748
25	64.898	39.793	26.223	19.399	19.316

50	64.427	37.25	25.846	28.194	28.703
Temps d’optimisation des hyperparamètres (s)					
Rapport/Pas	1	5	10	25	50
0.1	15.969	1.724	107.646	1641.079	2148.011
Temps d’entraînement (s)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	0.026	0.136	0.328	0.913	0.99
5	0.118	0.247	0.592	1	2.249
10	0.42	1.167	2.414	5.126	9.155
25	2.177	7.05	11.598	28.658	58.804
50	8.545	22.07	43.26	102.093	260.504

Commençant par l’ensemble d’entraînement, les résultats montrent que le modèle est sous-ajusté même avec l’optimisation des hyperparamètres. Les valeurs de R^2 vont de 0.525 pour un rapport d’entraînement de 0.1 à 0.920 pour un rapport d’entraînement de 0.9, ce qui indique que le modèle ne capture pas toute la variabilité des données. À mesure que la taille des données d’apprentissage augmente, le R^2 d’apprentissage augmente généralement, ce qui indique que le modèle apprend mieux à partir de plus de données. Cependant, cette relation est moins apparente pour les étapes plus importantes.

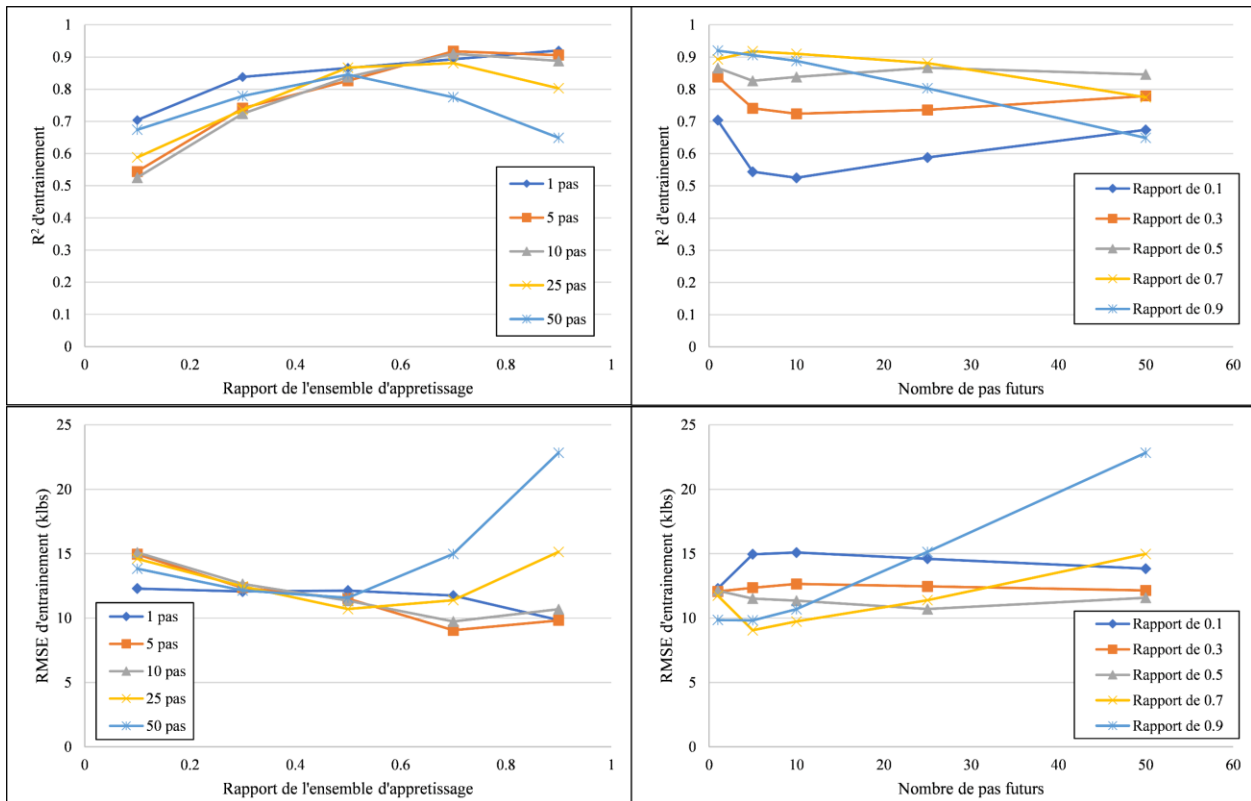
De même, les valeurs de RMSE sont assez élevées, allant de 15.090 klbs pour un rapport d’entraînement de 0.1 à 9.824 klbs pour un rapport d’entraînement de 0.9. Ces résultats suggèrent que le modèle SVM n’est peut-être pas le meilleur choix pour cet ensemble des données particulier, car il n’est pas en mesure de capturer efficacement les tendances cachées. Il convient de noter que l’optimisation des hyperparamètres n’a été effectuée que pour le premier rapport d’entraînement de 0.1, et ces mêmes hyperparamètres ont été utilisés pour entraîner le modèle sur le reste des rapports en raison du caractère non pratique de leur optimisation pour chaque rapport dans le contexte du temps réel. Cependant, il est possible qu’un ensemble différent puisse conduire à une amélioration des performances.

Passant à l’ensemble de test, les valeurs de R^2 sont négatives pour la plupart des rapports et des pas, ce qui indique que le modèle ne fonctionne pas bien pour prédire les valeurs du poids au crochet, ce qui est attendu du fait de sa mauvaise performance sur l’ensemble d’entraînement. Les seules valeurs positives concernent la dernière colonne de chaque pas, ce qui signifie que le modèle est légèrement meilleur lorsque la taille de l’ensemble d’entraînement est importante. Cependant, les valeurs sont encore très faibles, ce qui indique des performances insatisfaisantes. Les valeurs de RMSE élevées sur l’ensemble de test conduisent à la même conclusion. L’incapacité du modèle à prédire avec précision les valeurs du poids au crochet dans des conditions de forage normales implique son incapacité à le faire dans des conditions de forage anormales.

En ce qui concerne l’optimisation des hyperparamètres, le temps nécessaire pour cette tâche augmente exponentiellement de 15.969 s pour un seul pas futur jusqu’à 2148.011 s pour le cas de 50 pas, et cela en utilisant seulement 10% des données pour l’entraînement. Ce résultat montre encore la praticité de l’approche de l’optimisation des hyperparamètres seulement pour le rapport

d’entraînement de 0.1. Quant au temps d’apprentissage, les résultats ont une grande variance allant de quelques fractions de secondes (0.026 pour un pas de 1 et un rapport de 0.1) à quelques minutes (260.504 s pour un pas de 50 et un rapport de 0.9). Pendant que le temps d’entraînement reste raisonnable, cela peut-être une indication de la mauvaise extensibilité du modèle aux ensembles de données de grande taille.

Une meilleure visualisation de ces résultats est illustrée dans la *Figure V-19* qui présente l’évolution de la performance du modèle SVM en termes de R^2 , RMSE et temps d’entraînement en fonction du nombre des pas futurs et du rapport de l’ensemble d’apprentissage. Tout d’abord, comme déjà commenté, on constate que la performance du modèle sur l’ensemble d’entraînement augmente avec l’augmentation de la taille de ce dernier. Cette amélioration est traduite par l’augmentation de R^2 et la diminution de RMSE avec l’augmentation du rapport de l’ensemble d’entraînement sauf pour les pas de 40 et 50 pour lesquels la performance diminue dans les cas des rapports de 0.7 et 0.9. La même remarque peut être faite pour l’ensemble de test où la performance augmente avec l’augmentation de la taille de l’ensemble d’entraînement et elle n’est pas affectée par l’augmentation du nombre des pas futurs, sauf pour le RMSE qui augmente d’une façon remarquable particulièrement pour le cas de 50 pas. Le temps d’entraînement à son tour est insensible au nombre de pas futurs, mais augmente considérablement avec l’augmentation du rapport d’apprentissage et ce malgré le fait que l’augmentation du nombre des pas futurs fait accroître à son tour la taille de l’ensemble d’entraînement. Cette remarque contredit la conclusion qu’on a fait concernant l’extensibilité du modèle SVM aux grands ensembles de données, et suggère que l’augmentation du temps d’entraînement est purement due à la complexité accrue du problème.



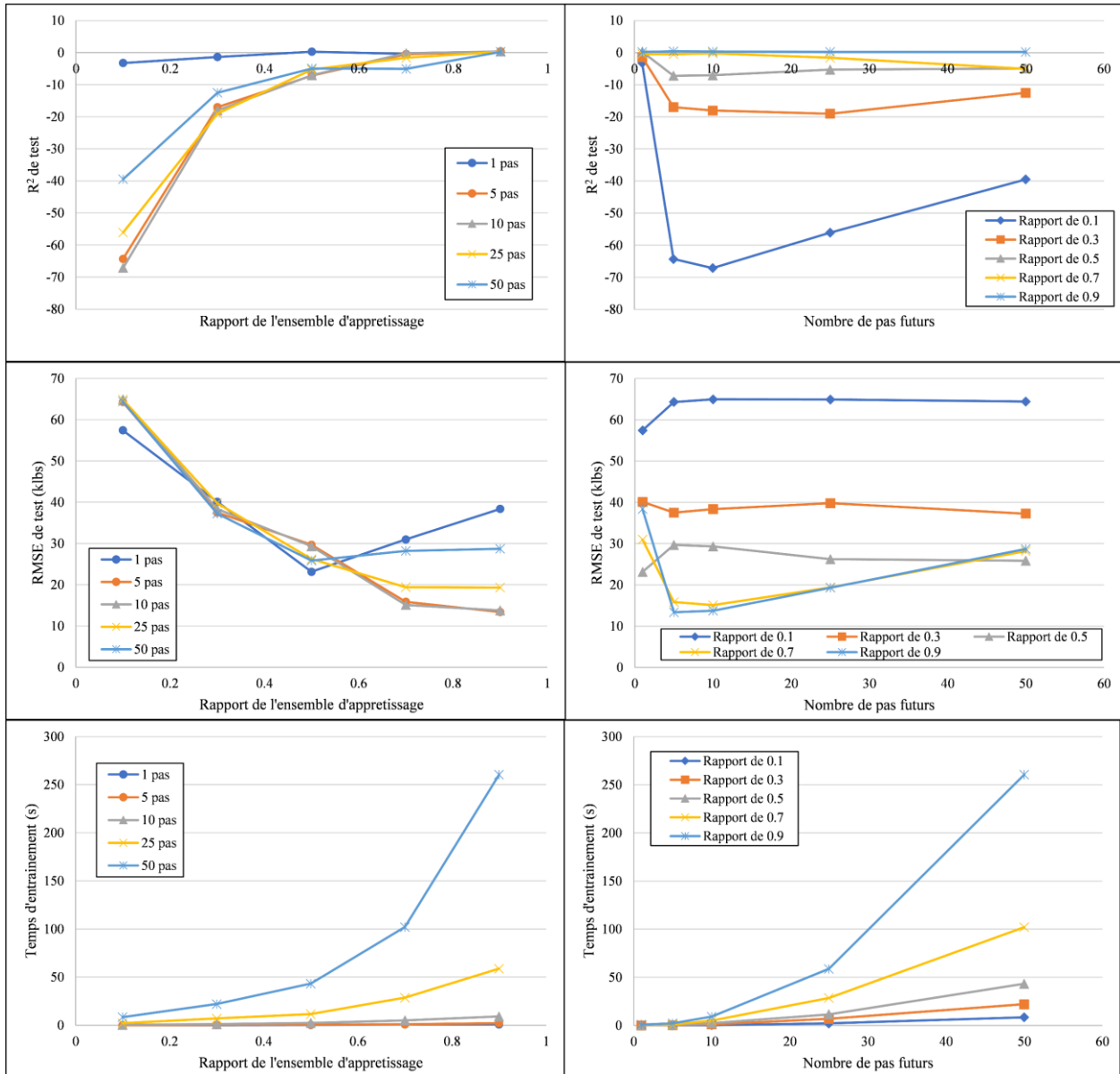


Figure V-19. Évolution de la performance du modèle SVM en termes de R^2 , RMSE et temps d’entraînement en fonction du nombre des pas futurs et du rapport de l’ensemble d’entraînement.

Choisissant le même cas que le modèle de régression linéaire pour l’analyse de l’évolution de la performance du modèle SVM au fil de la profondeur, **Figure V-20** montre l’évolution du R^2 et du RMSE pour un rapport de 0.1 et un pas de 5. Il est clair que le modèle SVM ne peut pas prévoir le poids au crochet du fait du R^2 nul et RMSE élevé pour la totalité de l’ensemble d’entraînement. Ceci peut être également constaté en analysant la **Figure V-21** montrant les valeurs du poids au crochet prédites et réelles.

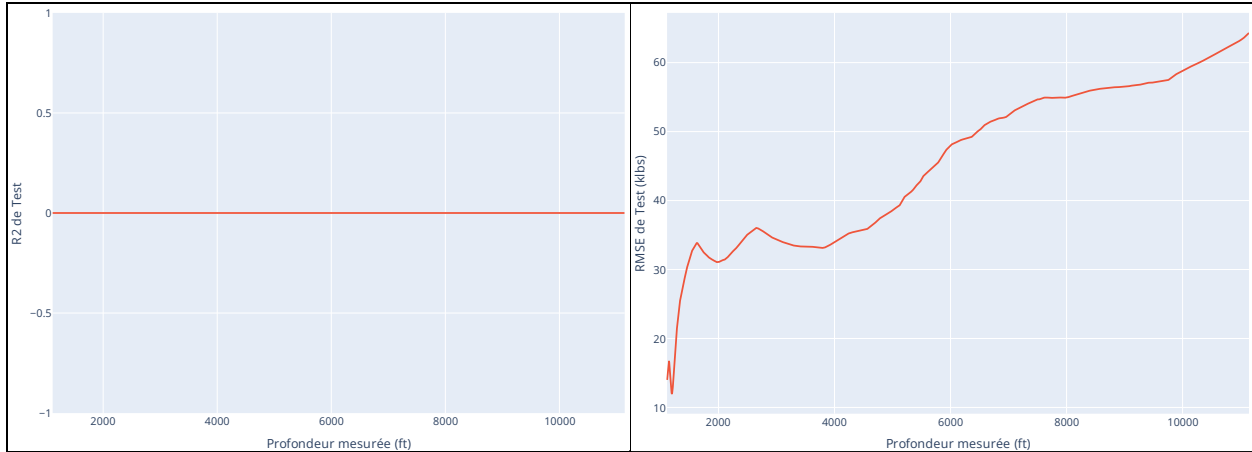


Figure V-20. Évolution de R2 et RMSE du modèle SVM en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas futurs.

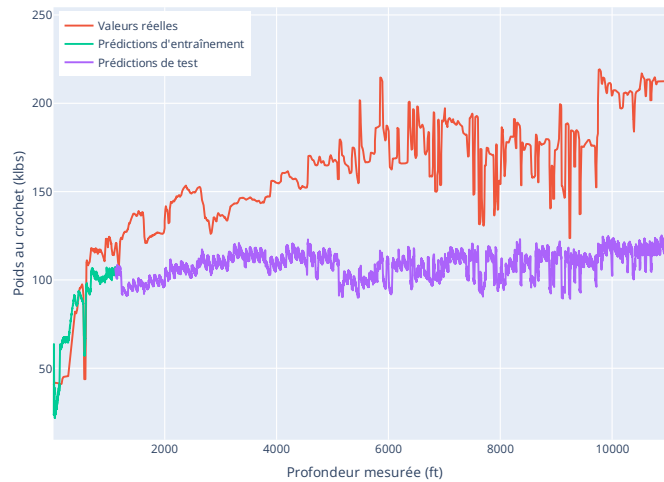


Figure V-21. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle SVM pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas futurs

Faire augmenter la taille de l'ensemble d'entraînement (Figure V-22) a fait diminuer le RMSE dans l'ensemble du test, cependant, les valeurs de R^2 reste toujours nulles et le modèle n'offre aucune prédiction valable du poids au crochet.

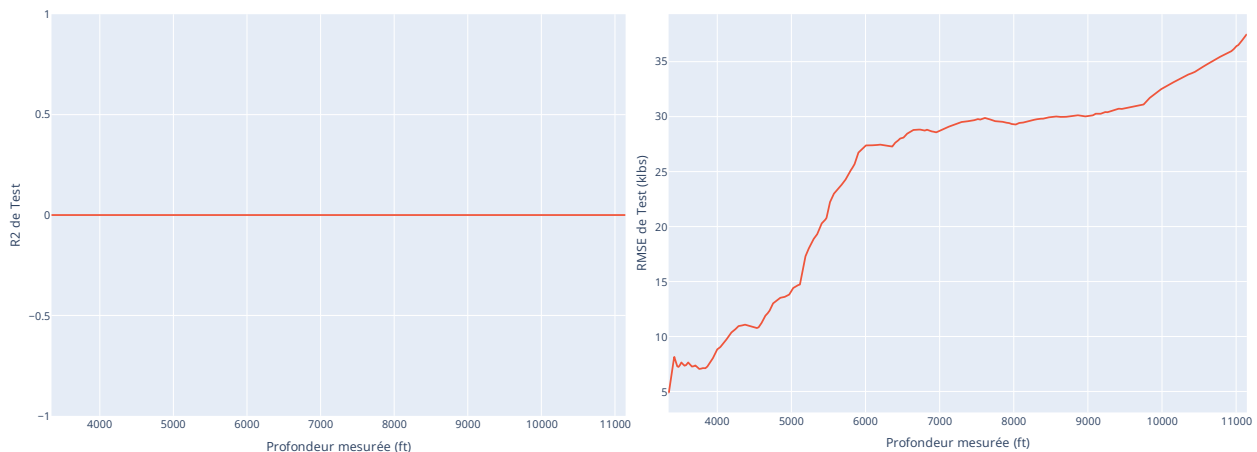


Figure V-22. Évolution de R^2 et RMSE du modèle SVM en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.3 et 5 pas futurs

En conclusion, les résultats suggèrent que le modèle SVM n’est pas adapté à la prédiction du poids au crochet en temps réel du fait de sa mauvaise performance à la fois sur l’ensemble d’entraînement et l’ensemble de test. Ses performances ont tendance à s’améliorer à mesure que la taille de l’ensemble d’entraînement augmente, mais restent toujours insatisfaisantes.

V.5.3. Modèle XGBoost

De même que le modèle SVM, l’optimisation des hyperparamètres du modèle XGBoost prend beaucoup du temps, et elle n’est pas adaptée pour l’application en temps réel. Pour cela, les paramètres du modèle sont optimisés seulement pour les premiers 10% de l’ensemble de données, et les mêmes paramètres seront utilisés pour entraîner le modèle pour le reste du puits pour chaque nombre de pas futurs. L’espace de recherche des paramètres optimaux pour le modèle XGBoost est donné dans le **Tableau V-5**.

Tableau V-5. Espace de recherche des hyperparamètres optimaux du modèle XGBoost.

Paramètre	Valeurs
estimators	De 10 à 1000
max_depth	De 4 à 20
eta	De 0.01 à 0.5
subsample	De 0.1 à 0.5
colsample_bytree	De 0.1 à 0.5

Les résultats d’évaluation de la performance du modèle XGBoost en termes de R^2 et RMSE sont montrés dans le **Tableau V-6**.

Tableau V-6. Résultats de l’évaluation de la performance du modèle XGBoost en fonction du nombre des pas futurs à prédire et du rapport de l’ensemble d’apprentissage. (/) indique que les résultats n'ont pas pu être obtenus car le modèle n'a pas pu être entraîné en raison de limitations matérielles.

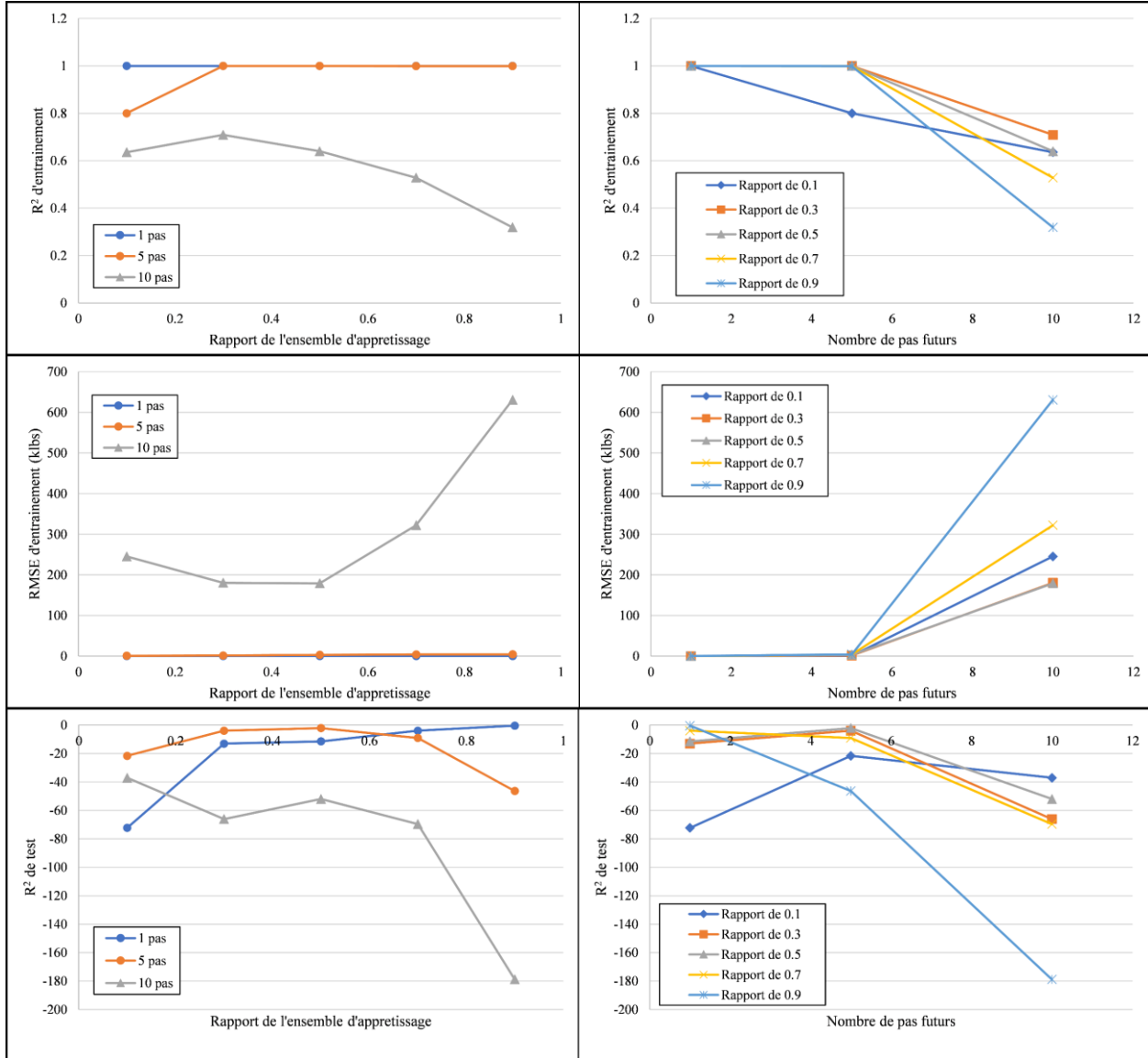
R^2 d’entraînement					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	1	1	1	1	1
5	0.8	1	1	0.999	0.999
10	0.636	0.709	0.64	0.528	0.319
25	/	/	/	/	/
50	/	/	/	/	/
RMSE d’entraînement (klbs)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	0.08	0.108	0.12	0.178	0.195
5	0.957	1.519	3.105	4.191	4.513
10	245.406	180.663	179.232	322.057	630.692
25	/	/	/	/	/
50	/	/	/	/	/

R² de test					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	-72.297	-13.063	-11.495	-3.983	-0.437
5	-21.652	-3.932	-2.126	-9.076	-46.375
10	-37.061	-66.083	-51.983	-69.654	-178.858
25	/	/	/	/	/
50	/	/	/	/	/
RMSE d’entraînement (klbs)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	93.262	63.652	44.851	38.244	41.402
5	135.401	151.51	199.36	158.008	225.202
10	1724.114	1612.459	1811.664	2219.075	2178.954
25	/	/	/	/	/
50	/	/	/	/	/
Temps d’optimisation des hyperparamètres pour le rapport de 0.1 (s)					
	1	5	10	25	50
0.1	42.169	126.747	180.876	/	/
Temps d’entraînement (s)					
	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	4.176	4.807	5.273	6.857	7.434
5	12.221	14.895	15.754	17.129	18.705
10	22.195	25.287	26.7	29.198	30.421
25	/	/	/	/	/
50	/	/	/	/	/

Le modèle XGBoost est performant sur l'ensemble d'entraînement, avec des valeurs de R^2 proches de 1 et des valeurs de RMSE inférieures à 1, mais seulement pour les pas futurs de 1 et 5. Pour le pas de 10, les performances du modèle chutent considérablement, avec des valeurs de R^2 aussi basses que 0.319 pour un rapport d'entraînement de 0.9. De même, les valeurs de RMSE pour ce nombre de pas futurs sont significativement élevées, atteignant les 630.692 klbs pour le même rapport d'entraînement. Pour les pas de 25 et 50, l'entraînement du modèle n'était pas possible à cause des limitations de l'équipement de calcul même en utilisant seulement 10% de données pour l'entraînement.

Passant à l'ensemble de test, les valeurs de R^2 du modèle sur l'ensemble de test sont négatives pour tous les cas, ce qui signifie que le modèle fonctionne moins bien que la simple prédiction de la moyenne du poids au crochet. Les valeurs de RMSE sont encore une fois des indicateurs de sa mauvaise performance allant jusqu'à 2219.075 klbs pour un rapport de 0.7 et un pas de 10. De plus, les performances du modèle rabaissent significativement à mesure que le nombre de pas futurs augmente. De même que le modèle SVM, les valeurs du poids au crochet anormales à la fin du puits ne peuvent pas être prédites du fait de la mauvaise performance globale du modèle.

L’analyse de la performance du modèle en fonction de la taille de l’ensemble d’entraînement et du nombre de pas (**Figure V-23**) montre que la performance du modèle sur l’ensemble d’entraînement est la même pour les pas 1 et 5, mais elle baisse avec l’augmentation du rapport d’entraînement pour le pas de 10, ce qui est expliqué par la réduction de R^2 et l’augmentation de RMSE sur cet ensemble. Le temps d’entraînement augmente linéairement avec l’augmentation du nombre de pas, mais augmente faiblement avec l’augmentation du rapport d’apprentissage. Cela veut dire que, du même que le modèle SVM, l’augmentation du temps de calcul est synonyme de la complexité du problème avec un nombre plus élevé de sorties et elle n’est pas due à la taille importante des données.



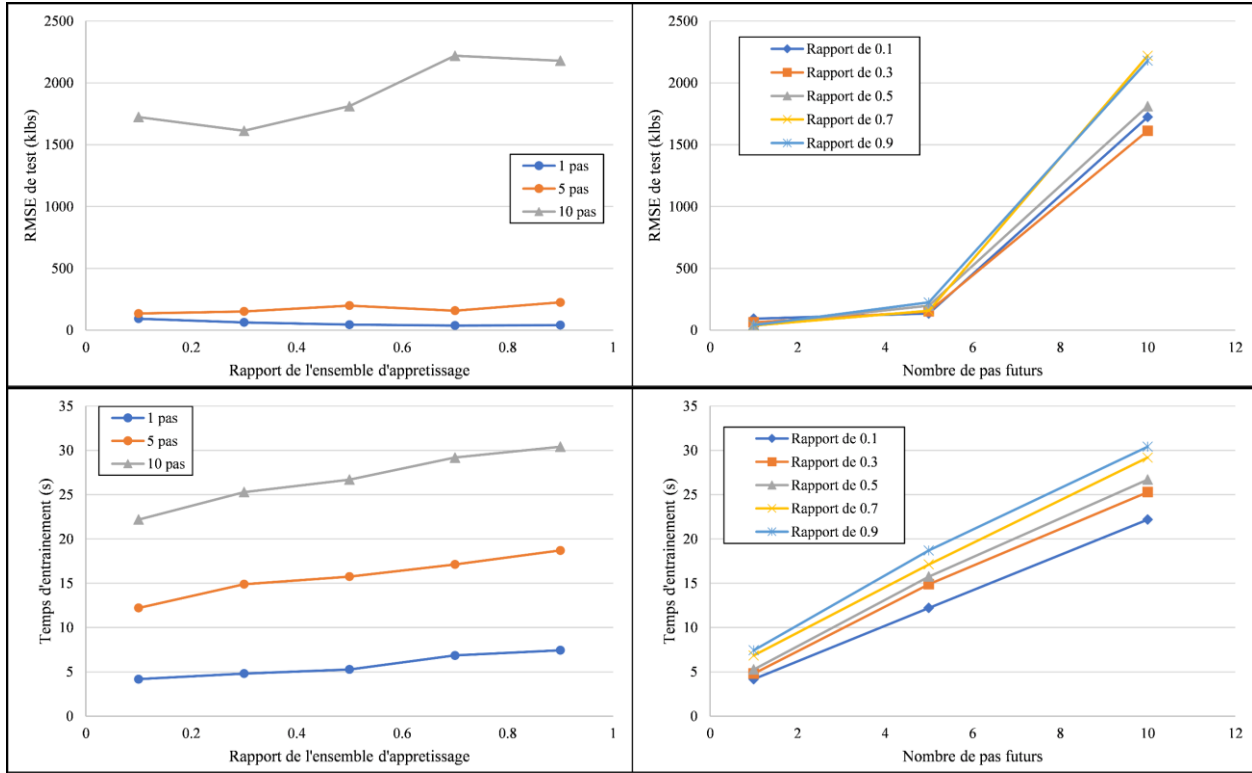


Figure V-23. Évolution de la performance du modèle XGBoost en termes de R^2 , RMSE et temps d'entraînement en fonction du nombre des pas et du rapport de l'ensemble d'entraînement.

Le suivi de l'évolution de la performance du modèle XGBoost en termes de R^2 et RMSE dans l'ensemble de test (**Figure V-24**) pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas montre que le modèle a une mauvaise performance dès le début et le long du puits avec des valeurs faibles de R^2 et des valeurs élevées de RMSE. La **Figure V-25** montrant les valeurs du poids au crochet réelles et prédites indique encore cette mauvaise performance.

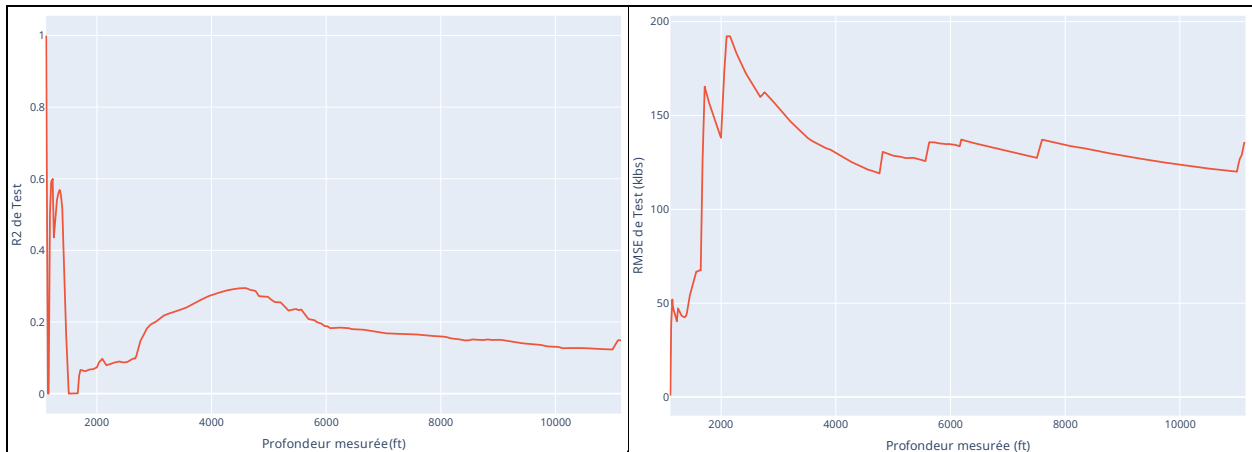


Figure V-24. Évolution de R^2 et RMSE du modèle XGboost en fonction de la profondeur pour un rapport d'entraînement de 0.1 et 5 pas.

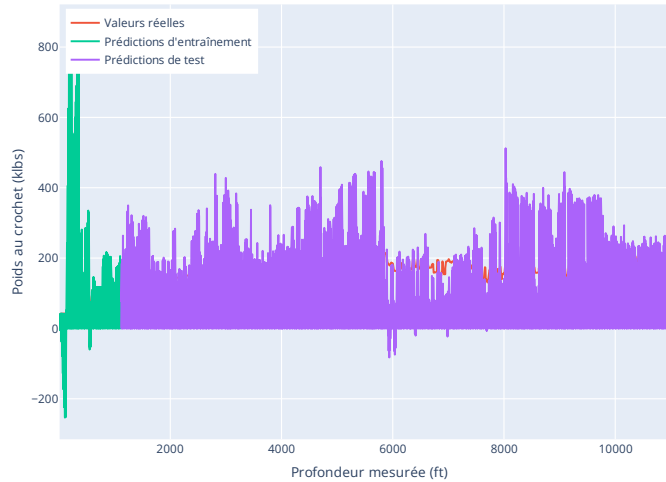


Figure V-25. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle XGBoost pour un rapport d’entraînement de 0.1 et 5 pas

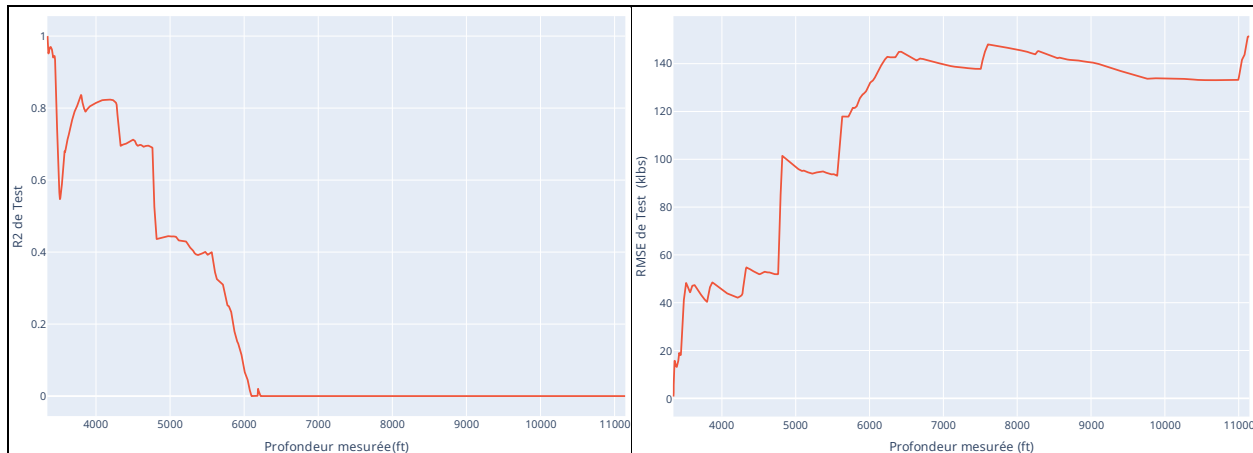


Figure V-26. Évolution de R2 et RMSE du modèle XGboost en fonction de la profondeur pour un rapport d’entraînement de 0.3 et 5 pas.

Lorsque la taille de l’ensemble d’apprentissage augmente à 0.3 (**Figure V-26**), les valeurs de R^2 semblent fournir de meilleures prédictions plus longtemps, cependant, les valeurs élevées de RMSE montrent que le modèle effectue toujours des erreurs intolérables. La limitation du nombre d’étapes futures qui peuvent être prédites est également un problème car la prévision de seulement quelques étapes futures peut ne pas être d’une grande aide. Par conséquent, il est nécessaire de pouvoir prédire plus loin dans le futur tout en maintenant la précision le plus longtemps possible.

Le modèle XGBoost présente donc des limites qui le rendent moins adapté à la tâche de prédiction du poids au crochet en temps réel. Premièrement, il présente de mauvaises performances sur l’ensemble de test pour tous les pas et les rapports d’entraînement malgré ses bonnes performances dans l’ensemble d’entraînement pour les pas faibles. Deuxièmement, il est mal adapté à la tâche de prédictions de plusieurs sorties en utilisant un nombre important de caractéristiques présentant le risque d’atteindre les limitations matérielles. Finalement, il nécessite l’optimisation de ses hyperparamètres, ce qui prend beaucoup de temps et limite son adaptabilité à l’application en temps réel.

V.5.4. Modèle LSTM

Dans le contexte de la prédiction de séries chronologiques, les modèles de régression linéaire, SVM et XGBoost nécessitent l'utilisation de la technique de fenêtrage pour transformer les données de séries chronologiques dans un format pouvant être utilisé pour l'entraînement et la réalisation de prédictions.

De même que les modèles SVM et XGBoost, les hyperparamètres du modèle LSTM sont optimisés seulement pour 10% des données, et les mêmes paramètres seront utilisés pour le reste du puits. Cependant, ce modèle peut profiter de la technique d'apprentissage automatique continu de sorte que le modèle continue son entraînement sur de nouvelles données tout en gardant la connaissance obtenue sur l'ancien ensemble de données. Cela est réalisé en utilisant les poids de l'ancien modèle comme point de départ pour l'entraînement du nouveau modèle. Le modèle LSTM utilisé dans cette étude est limité par le fait d'avoir une seule couche due au temps d'entraînement important pour une architecture plus profonde. Pour cela, l'espace de recherche des hyperparamètres du modèle LSTM est limité au nombre de neurones (units) et la taille du lot (batch_size) comme indiqué dans le **Tableau V-7**:

Tableau V-7. Espace de recherche des hyperparamètres optimaux du modèle LSTM.

Paramètre	Valeur
units	De 10 à 1000
batch_size	De 32 à 256

Dans ce qui suit, nous explorons les performances du modèle LSTM pour la prédiction du poids au crochet en termes de R^2 et RMSE, ainsi que le temps d'entraînement (**Tableau V-8**). Le modèle semble d'avoir bien appris les tendances dans l'ensemble d'entraînement avec des valeurs de R^2 proche de 1 et des valeurs de RMSE ne dépassant pas 3 klbs, et ceci est pour tous les pas futurs et les rapports d'entraînement.

Quant à l'ensemble de test, les résultats de la prédiction du poids au crochet sur l'ensemble de test sont assez mitigés. Pour les étapes futures de 1, 5 et 25, le modèle fonctionne relativement bien sur tous les rapports d'entraînement, avec des valeurs de R^2 proche de 1 et des valeurs de RMSE faibles. Cependant, pour les pas de 10 et 50, les performances du modèle chutent considérablement pour certains rapports d'entraînement. Cette chute de performance est attribuée aux valeurs du poids au crochet anormales enregistrées après la fin des opérations de forage ce qui indique que ce modèle est en mesure de prédire les situations de forage anormales.

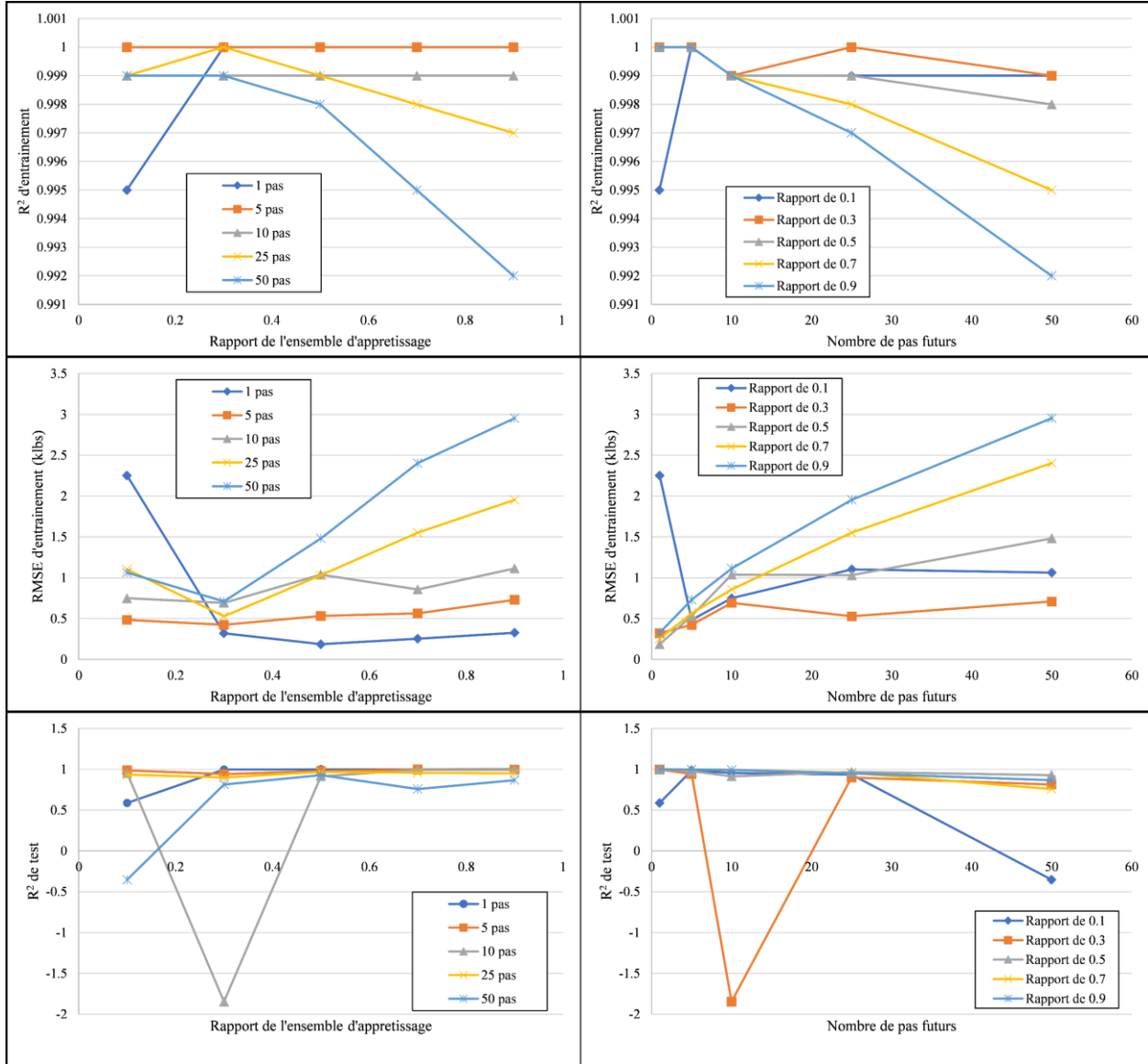
Concernant l'optimisation des hyperparamètres, le temps augmente considérablement avec le nombre de pas allant à 1428.415 s pour le pas de 50 en utilisant seulement 10% de l'ensemble de données disponibles. Ce temps accroît encore si plus de données sont utilisées pour l'entraînement, ce qui montre encore qu'il est non pratique d'effectuer cette tâche chaque fois que le modèle est réentraîné. Pour le temps d'entraînement, ses valeurs varient considérablement entre des valeurs raisonnables (12.516 s pour le rapport de 0.1 et 1 pas) et des valeurs insatisfaisantes (1085.943 s pour le rapport de 0.7 et 50 pas et plus).

Tableau V-8. Résultats de l’évaluation de la performance du modèle LSTM en fonction du nombre des pas futurs à prédire et du rapport de l’ensemble d’entraînement.

R² d’entraînement					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	0.995	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1
10	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999
25	0.999	1	0.999	0.998	0.997
50	0.999	0.999	0.998	0.995	0.992
RMSE d’entraînement (klbs)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	2.252	0.32	0.186	0.254	0.327
5	0.484	0.423	0.532	0.564	0.73
10	0.749	0.693	1.039	0.857	1.114
25	1.103	0.528	1.031	1.552	1.954
50	1.063	0.709	1.482	2.404	2.955
R² de test					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	0.587	0.996	0.999	0.999	1
5	0.986	0.94	0.976	0.998	0.996
10	0.954	-1.846	0.913	0.994	0.993
25	0.934	0.899	0.967	0.956	0.951
50	-0.353	0.813	0.928	0.757	0.867
RMSE de test (klbs)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	13.246	1.429	0.511	0.515	0.221
5	2.967	4.472	2.898	1.069	0.827
10	5.388	18.354	5.06	1.71	1.005
25	5.704	5.808	3.509	4.286	2.814
50	18.479	7.826	5.082	11.22	3.963
Temps d’optimisation des hyperparamètres pour un rapport de 0.1 (s)					
	1	5	10	25	50
0.1	89.731	485.12	329.293	693.09	1428.415
Temps d’entraînement (s)					
Pas/Rapport	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	12.516	41.704	200.295	128.816	215.12
5	78.045	147.192	252.352	542.453	421.989
10	71.097	171.618	370.223	721.582	356.958
25	192.922	292.188	198.978	720.718	309.472
50	197.571	345.788	348.756	1085.943	644.902

En suivant l’évolution de la performance du modèle en fonction du rapport de l’ensemble d’entraînement et le nombre des pas (*Figure V-27*), on observe que la performance du modèle sur l’ensemble d’entraînement restant est quasi-constante pour les faibles pas, mais se dégrade légèrement pour les pas de 25 et 50. Pour le même rapport d’apprentissage, l’augmentation du nombre des pas futurs a peu d’effet sur la performance du modèle en termes de R^2 et RMSE pour les faibles pas, mais induit une légère dégradation pour les pas de 25 et 50.

Il semble que le modèle LSTM n’est pas l’option la plus efficace pour les tâches de prédiction du poids au crochet en temps réel où des réponses rapides et en continue sont nécessaires.



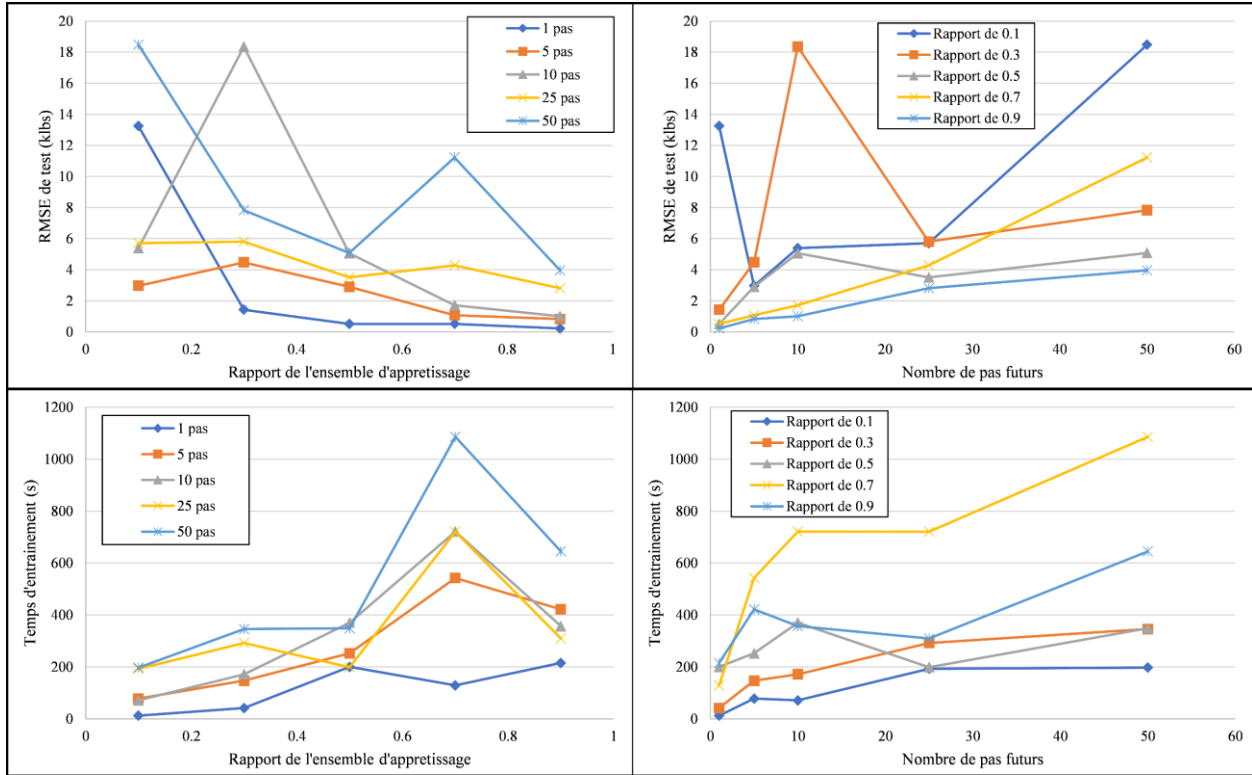


Figure V-27.Évolution de la performance du modèle LSTM en termes de R2, RMSE et temps d’entraînement en fonction du nombre des pas futurs et du rapport de l’ensemble d’entraînement.

Pour un rapport d’apprentissage de 0.1 et un pas de 5, le modèle a une bonne performance sur la plupart de l’ensemble de données de test (*Figure V-28*) avec un R^2 proche de 1 et un RMSE ne dépassant pas les 3 klbs au fil de la profondeur. La comparaison des valeurs du poids au crochet réelles et prédites pour un rapport de 0.1 et 5 pas (*Figure V-29*) montre encore la puissance de ce modèle.

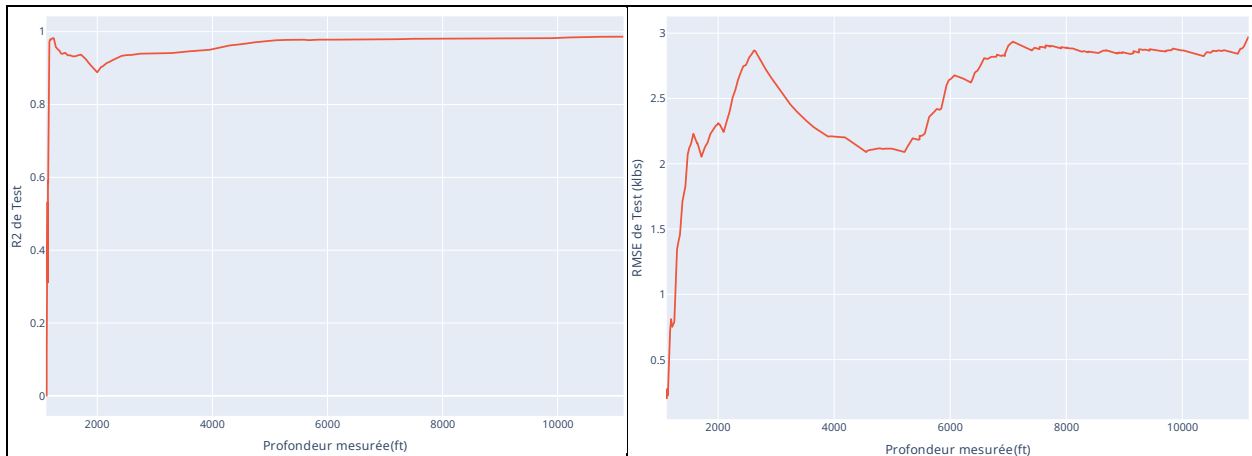


Figure V-28. Évolution de R2 et RMSE du modèle LSTM en fonction de la profondeur mesurée pour un rapport d’entraînement de 0.1 et un pas de 5.

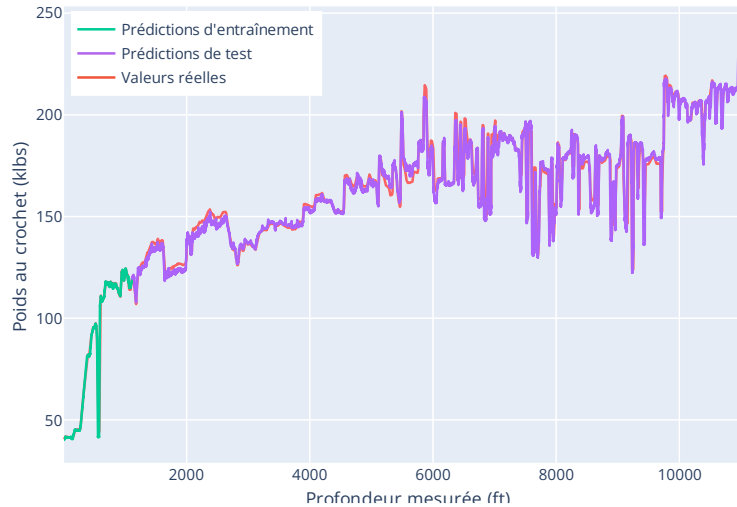


Figure V-29. Valeurs du poids au crochet réelles et prédites par le modèle LSTM pour un rapport d’entraînement de 0.1 et un pas de 5.

En conclusion, bien que le modèle LSTM fournit des résultats acceptables pour la prédiction du poids au crochet par rapport aux modèles SVM et XGBoost, il manque de fiabilité pour une utilisation en temps réel. Il nécessite une optimisation de ses hyperparamètres et prend plus de temps pour s’entraîner, en particulier lorsque le rapport d’entraînement et le nombre de pas augmentent. En fait, ce modèle n’est pas la meilleure option pour la prédiction du poids au crochet en temps réel, malgré sa capacité à découvrir les dépendances et les tendances à long terme dans les données.

V.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré l’application de différents modèles d’apprentissage automatique pour la tâche de prédiction du poids au crochet en temps réel en se basant sur les paramètres de forage actuels et précédents. Les performances de ces modèles ont été ensuite évaluées les uns par rapport aux autres pour déterminer ceux les mieux adaptés pour cette tâche.

Le modèle de régression linéaire a surpassé tous les autres modèles en termes d’exactitude et de durabilité sur l’ensemble de tests pour tous les différents rapports d’entraînement et des nombres des pas à prédire. Tout cela était réalisé sans le besoin d’optimisation des hyperparamètres, ce qui en fait une solution plus simple et pratique. Cependant, ce modèle nécessite une quantité suffisante de données avant de pouvoir fournir de bons résultats.

D’autre part, le modèle SVM a montré de mauvais résultats dans l’ensemble et des performances instables tout au long des processus d’entraînement et de test. Même avec l’optimisation des hyperparamètres, il n’a pas été en mesure de fournir de bons résultats à aucun moment.

Le modèle XGBoost, connu pour ses hautes performances sur les données structurées, a donné de bons résultats sur l’ensemble d’entraînement pour les petits pas. Cependant, il n’a pas été en mesure de fournir de bons résultats sur l’ensemble de test pour tous les différents rapports d’entraînement et nombres de pas, même avec l’optimisation des hyperparamètres. Son architecture l’a également amené à atteindre des limitations matérielles, contrairement aux autres modèles.

Le modèle LSTM, spécifiquement conçu pour traiter des données de séries chronologiques, a donné des résultats satisfaisants dans la plupart des cas, cependant, il a montré une instabilité en termes de performances pour certains cas. Le modèle prend également beaucoup de temps pour son entraînement et l'optimisation de ses hyperparamètres.

L'importance du nombre des pas à prédire a été également mis en évidence. En fait, une bonne performance obtenue avec un nombre de pas réduit risque de masquer les situations de forage anormales. Les résultats montrent qu'au moins 25 pas sont nécessaires pour pouvoir déceler de telles situations. Avec leur pouvoir prédictif élevé, le modèle de régression linéaire et le modèle LSTM étaient les seuls capables de détecter l'anomalie présente dans le puits considéré en termes du poids au crochet.

Sur l'ensemble, le modèle de régression linéaire est l'option la plus appropriée pour la tâche de prédiction du poids au crochet en temps réel, compte tenu de son exactitude et de sa durabilité sur l'ensemble de tests à travers tous les différents rapports d'entraînement et nombres de pas, ne nécessitant pas l'optimisation des hyperparamètres. En revanche, le modèle SVM a donné des résultats intégralement mauvais pour les ensembles d'entraînement et de test tandis que le modèle XGBoost a donné de bons résultats sur l'ensemble d'entraînement mais n'a pas été en mesure de fournir de bons résultats sur l'ensemble de test. Tandis que le modèle LSTM a donné des résultats satisfaisants dans la plupart des cas, il s'est avéré peu fiable et peu pratique en raison de sa longue durée d'entraînement et de l'instabilité de ses performances, le rendant inadapté aux applications en temps réel.

Conclusion générale

Notre désir dans ce travail de thèse de doctorat est de proposer un outil de prédiction et estimation des forces de frottement issues du contact du train de sonde avec la paroi des puits déviés dans le but d'optimiser les processus de conception et de développement de tels puits. Afin d'aboutir à ce but, deux approches ont été adoptées.

La première approche était le développement d'un modèle numérique rigide en se basant sur les lois physiques et mécaniques pour la prédiction du comportement du train de sonde au sein du puits. En effet, il s'agit de confectionner le modèle théorique, basé sur la théorie de grandes déformations, il a été présenté et discuté en détail, s'appuyant sur des hypothèses bien adoptées. Ensuite, la validation de notre modèle rigide a été réalisée en comparant ses résultats à celles du modèle souple, qui est le standard de l'industrie pétrolière et à des données réelles. Les résultats ont montré que notre modèle offre de bonnes estimations du couple et de la traînée et fournit une analyse approfondie du comportement du train de sonde dans le puits. Plus précisément, il fournit de bonnes estimations de la force axiale, de la force de contact et du couple de torsion. Il permet également, contrairement au modèle souple, l'analyse du côté de contact et donne le profil du moment de flexion le long du train de sonde. De plus, il permet d'analyser les effets du jeu radial qui a un impact important sur les résultats lorsque le puits présente un caractère tortueux. Les résultats de la validation ont démontré la fiabilité de notre modèle constituant un outil précieux pour optimiser la conception du puits et les paramètres de forage, et une étude de sensibilité du modèle aux différents paramètres aidant à aboutir à des meilleurs résultats en termes d'exactitude et de vitesse a été réalisée.

La deuxième approche était d'appliquer des techniques d'apprentissage automatique pour la tâche de prédiction du poids au crochet en temps réel. Les modèles de régression linéaire, SVM, XGBoost et LSTM ont été entraînés et évalués sur un ensemble de données d'un puits réel, avec divers rapports d'entraînement et nombre de pas. L'objectif était de comparer les performances des modèles et de déterminer lequel est le plus fiable et le plus pratique pour le calcul du poids au crochet en temps réel. Parmi les modèles considérés, le modèle de régression linéaire s'est avéré la meilleure option pour la prédiction du poids au crochet en temps réel car il est simple et facile à mettre en œuvre, rapide à entraîner sans l'optimisation des hyperparamètres. Les résultats induits sont très probants, fiables et durables, qui vont sûrement être utilisés pour améliorer les opérations de forage et d'augmenter la sécurité de ces dernières.

D'après notre connaissance, c'est la première fois qu'un travail de thèse de doctorat adopte ces approches pour traiter la problématique des frottements entre le train de sonde et la paroi du puits et il va contribuer significativement dans l'ingénierie de forage et du contrôle des puits. Les méthodes proposées de prédiction du poids au crochet et du couple en surface peuvent être utilisées pour optimiser la conception des programmes de forage, réduire les risques impliqués et améliorer l'efficacité et les performances de forage des puits déviés. Elles peuvent également servir d'outil précieux pour les ingénieurs et les opérateurs de forage, pour la prise des décisions éclairées pendant le processus de forage.

Travaux futurs

Les actions ultérieures vont inclure l'extension du modèle rigide proposé pour impliquer des géométries de puits plus complexes, ainsi, on va explorer l'extension de l'applicabilité de notre modèle à l'analyse du flambage du train de sonde. Aussi, on développera sous peu un progiciel convivial avec une interface graphique qui intègre le modèle et qui va faciliter son utilisation et son implémentation chez les compagnies pétrolières.

Quant aux méthodes d'apprentissage automatique, les travaux futurs pourraient impliquer l'exploration d'autres modèles d'apprentissage automatique et de comparer leurs performances aux modèles utilisés dans cette étude en les raffinant par l'intégration de sources des données supplémentaires, telles que les informations géologiques des couches traversées et les autres opérations comme la remontée et de descente du train de sonde.

ANNEXES

Annexes

A. Résultats de simulation du Puits-A selon le modèle proposé

A.1. Opération ROB

A.1.1. Force de contact

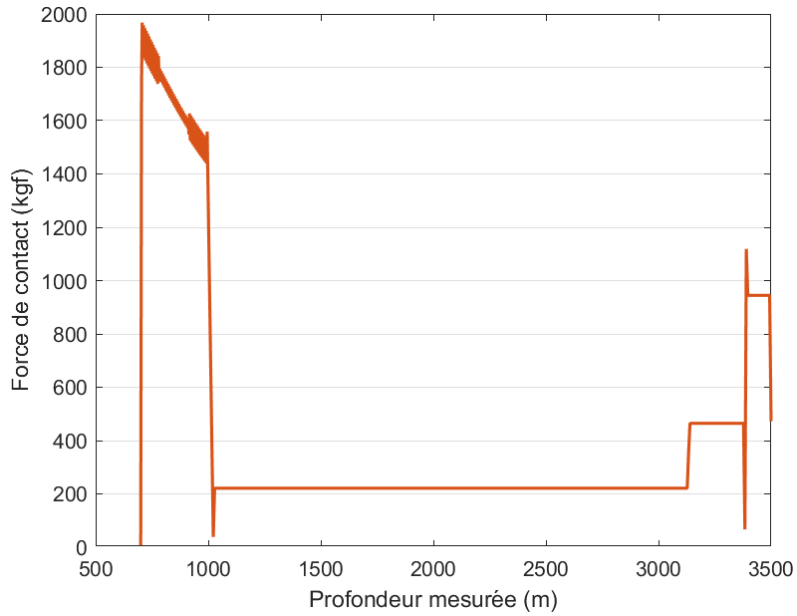


Fig. A.1. Force de contact en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-A pour l'opération ROB

A.1.2. Moment de flexion

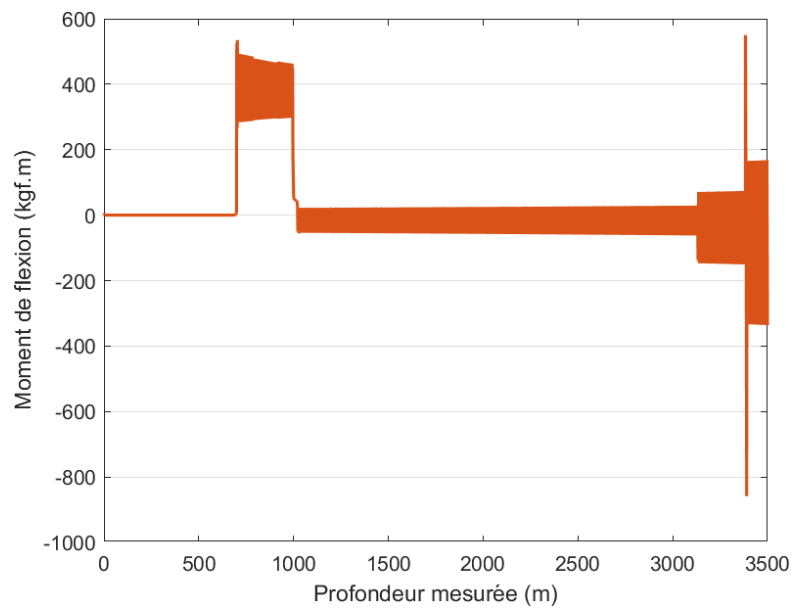


Fig. A.2. Moment de flexion en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-A pour l'opération ROB

A.1.3. Coté de contact

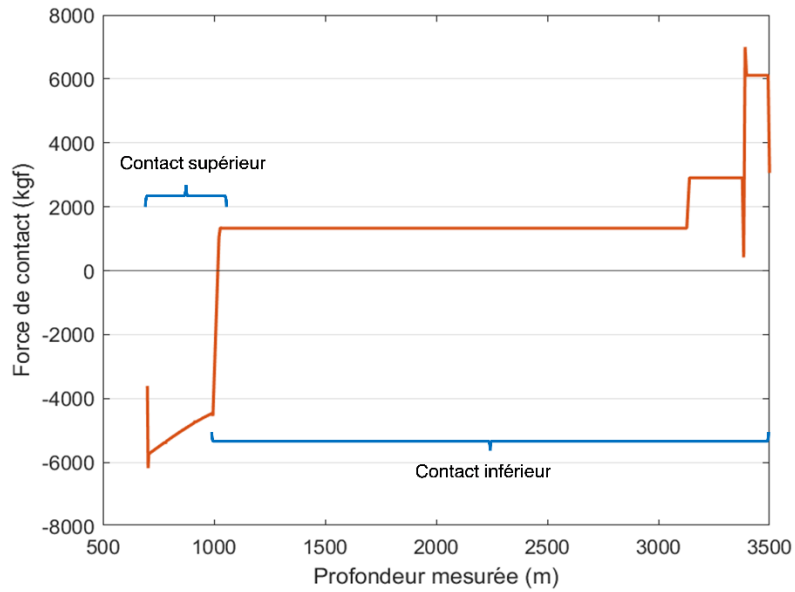


Fig. A.3. Coté de contact en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-A pour l'opération ROB.

A.2. Opération RIH

A.2.1 Force de contact

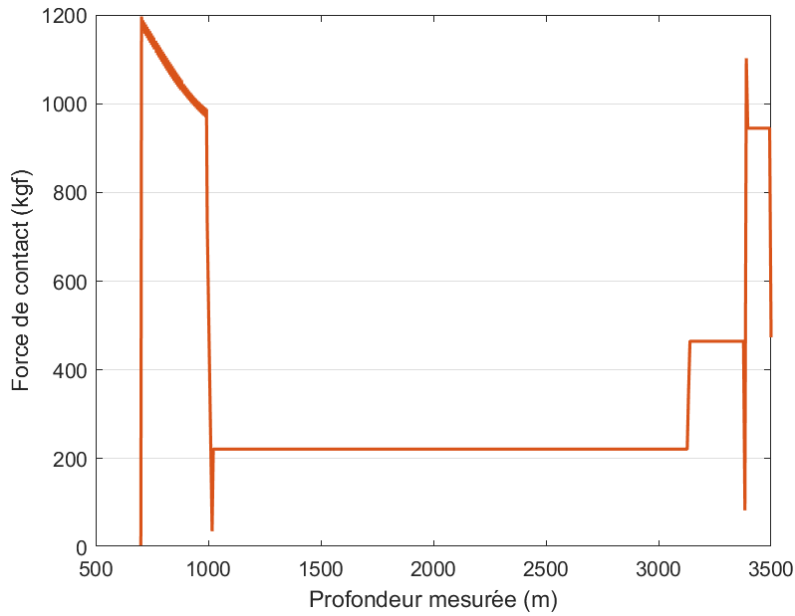


Fig. A.4. Force de contact en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-A pour l'opération RIH.

A.2.2. Moment de flexion

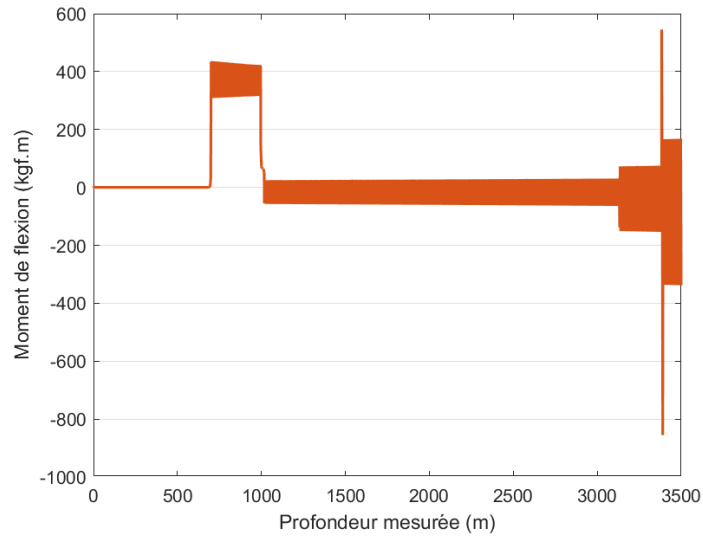


Fig. A.5. Moment de flexion en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-A pour l'opération RIH.

A.2.3. Coté de contact

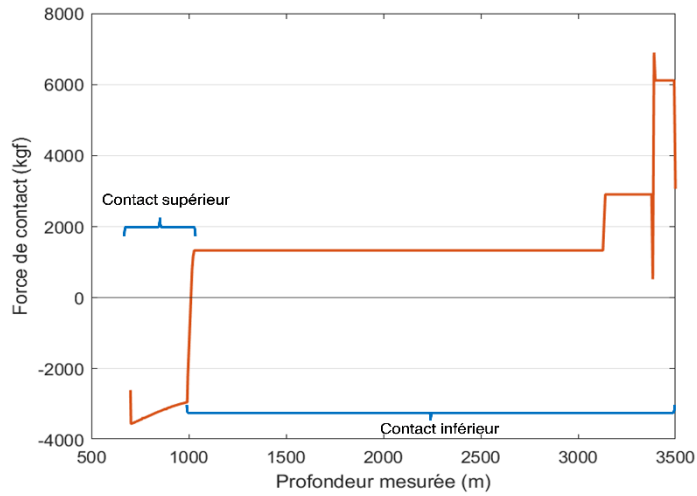


Fig. A.6. Coté de contact en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-A pour l'opération RIH.

B. Résultats de simulation du Puits-B selon le modèle proposé

B.1. Force de contact

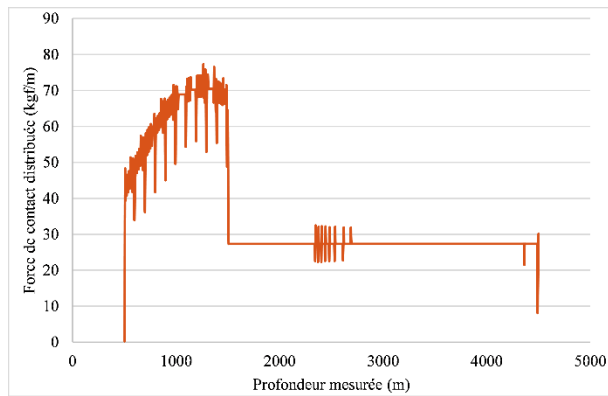


Figure B.1. Force de contact en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-B pour l'opération RIH.

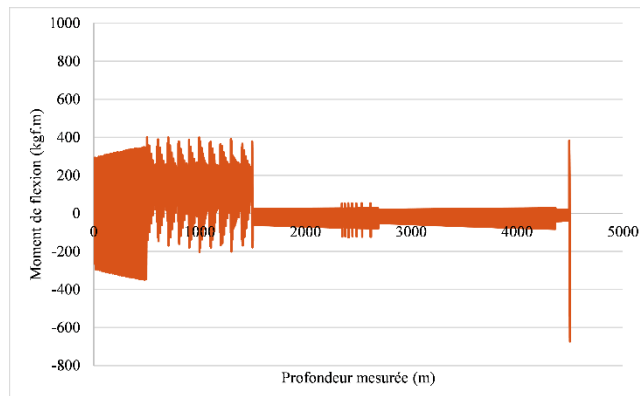


Figure B.2. Moment de flexion en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-B pour l'opération RIH.

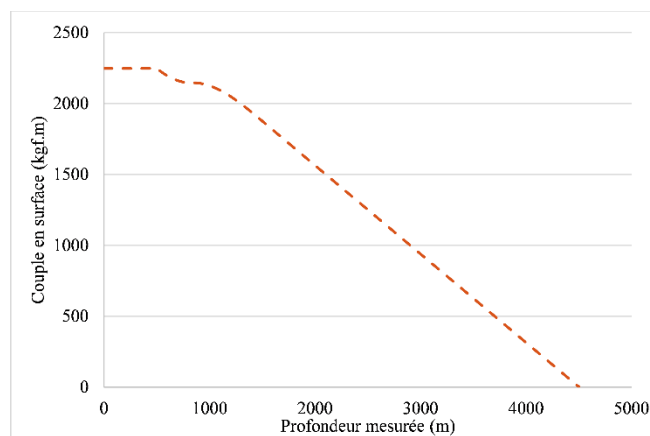


Figure B.3. Couple de torsion en fonction de la profondeur mesurée dans le Puit-B pour l'opération RIH. FF = 0.30.

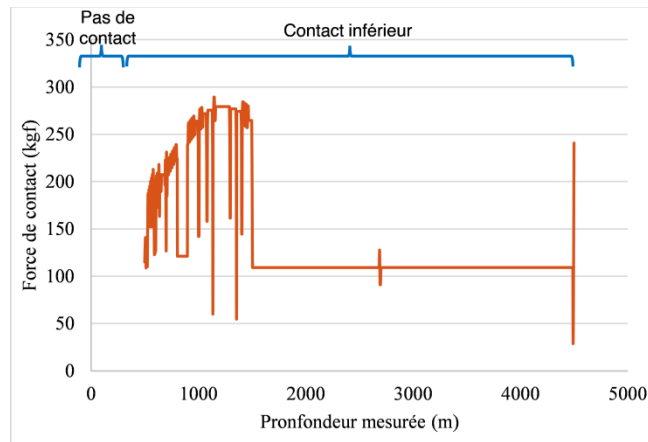


Figure B.4. Coté de contact en fonction de la profondeur mesurée dans le Puits-B pour l'opération RIH.

Liste des références

- Aadnoy, B. S., & Andersen, K. (1998, March 3). *Friction Analysis for Long-Reach Wells*. <https://doi.org/10.2118/39391-ms>
- Aadnoy, B. S., Fazaelizadeh, M., & Hareland, G. (2010). A 3D analytical model for wellbore friction. *Journal of Canadian Petroleum Technology*, 49(10), 25–36. <https://doi.org/10.2118/141515-PA>
- Abbas, A. K., Almubarak, H., Abbas, H., & Dawood, J. (2019). Application of Machine Learning Approach for Intelligent Prediction of Pipe Sticking. *Society of Petroleum Engineers - Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference 2019, ADIP 2019*. <https://doi.org/10.2118/197396-MS>
- Abbas, A. K., Bashikh, A. A., Abbas, H., & Mohammed, H. Q. (2019). Intelligent decisions to stop or mitigate lost circulation based on machine learning. *Energy*, 183, 1104–1113. <https://doi.org/10.1016/J.ENERGY.2019.07.020>
- Abdelgawad, K., Elkatatny, S., Moussa, T., Mahmoud, M., & Patil, S. (2019). Real-time determination of rheological properties of spud drilling fluids using a hybrid artificial intelligence technique. *Journal of Energy Resources Technology, Transactions of the ASME*, 141(3). <https://doi.org/10.1115/1.4042233/377487>
- Abughaban, M. F., Eustes, A. W., De Wardt, J. P., & Willerth, M. (2017). Improving torque and drag prediction using the advanced spline curves borehole trajectory. *SPE/IADC Drilling Conference, Proceedings, 2017-March*, 674–702. <https://doi.org/10.2118/184611-ms>
- Adams, N. J., Adams, N., & Charrier, T. (1985). *Drilling Engineering: A Complete Well Planning Approach*. PennWell Publishing Company. <https://books.google.nl/books?id=6MNTAAAAMAAJ>
- Agrawal, T. (2021). *Hyperparameter Optimization in Machine Learning: Make Your Machine Learning and Deep Learning Models More Efficient*. Apress. <https://books.google.dz/books?id=r2h8zwEACAAJ>
- Ahmadi, M. A., Shadizadeh, S. R., Shah, K., & Bahadori, A. (2018). An accurate model to predict drilling fluid density at wellbore conditions. *Egyptian Journal of Petroleum*, 27(1), 1–10. <https://doi.org/10.1016/J.EJPE.2016.12.002>
- Al-Abdul Jabbar, A., Elkatatny, S., Mahmoud, M., & Abdulraheem, A. (2018). Predicting Formation Tops while Drilling Using Artificial Intelligence. *Society of Petroleum Engineers - SPE Kingdom of Saudi Arabia Annual Technical Symposium and Exhibition 2018, SATS 2018*. <https://doi.org/10.2118/192345-MS>
- Al Dushaishi, M. F., Abbas, A. K., Alsaba, M., Abbas, H., & Dawood, J. (2021). Data-driven stuck pipe prediction and remedies. *Upstream Oil and Gas Technology*, 6, 100024. <https://doi.org/10.1016/J.UPSTRE.2020.100024>
- Alkinani, H. H., Al-Hameedi, A. T. T., & Dunn-Norman, S. (2020). Data-driven decision-making for lost circulation treatments: A machine learning approach. *Energy and AI*, 2, 100031. <https://doi.org/10.1016/J.EGYAI.2020.100031>

- Alshaikh, A., Magana-Mora, A., Al Gharbi, S., & Al-Yami, A. (2019). Machine Learning for Detecting Stuck Pipe Incidents: Data Analytics and Models Evaluation. *International Petroleum Technology Conference 2019, IPTC 2019*. <https://doi.org/10.2523/IPTC-19394-MS>
- Ascher, U. M., & Petzold, L. R. (1998). *Computer Methods for Ordinary Differential Equations and Differential-Algebraic Equations* (1st ed.). Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Auffarth, B. (2021). *Machine Learning for Time-Series with Python: Forecast, Predict, and Detect Anomalies with State-Of-the-art Machine Learning Methods*. Packt Publishing. <https://books.google.dz/books?id=FIK5zgEACAAJ>
- Azar, J. J., & Samuel, G. R. (2007). *Drilling Engineering*. PennWell Corporation. <https://books.google.dz/books?id=eseViO982VgC>
- Bang, J., Jegbefume, O., Ledroz, A., Weston, J., & Thompson, J. (2017). Analysis and Quantification of Wellbore Tortuosity. *SPE Production & Operations*, 32(02), 118–127. <https://doi.org/10.2118/173103-PA>
- Bangert, P. (2021). Machine Learning and Data Science in the Oil and Gas Industry: Best Practices, Tools, and Case Studies. *Machine Learning and Data Science in the Oil and Gas Industry: Best Practices, Tools, and Case Studies*, 1–272. <https://doi.org/10.1016/C2019-0-02033-X>
- Barati-Harooni, A., Najafi-Marghmaleki, A., Tatar, A., Arabloo, M., Phung, L. T. K., Lee, M., & Bahadori, A. (2016). Prediction of frictional pressure loss for multiphase flow in inclined annuli during Underbalanced Drilling operations. *Natural Gas Industry B*, 3(4), 275–282. <https://doi.org/10.1016/J.NGIB.2016.12.002>
- Bourgoyne, A. T. (1986). *Applied Drilling Engineering*. Society of Petroleum Engineers. <https://books.google.dz/books?id=7VIQAQAIAAJ>
- Cai, B., Liu, Y., Liu, Z., Tian, X., Dong, X., & Yu, S. (2012). Using Bayesian networks in reliability evaluation for subsea blowout preventer control system. *Reliability Engineering & System Safety*, 108, 32–41. <https://doi.org/10.1016/J.RESS.2012.07.006>
- Cao, D., Hender, D., Ariabod, S., Ruddy, K., & James, C. (2020). Digital Transformation Strategy Enables Automated Real-Time Torque-and-Drag Modeling. *SPE/IADC Drilling Conference, Proceedings, 2020-March*. <https://doi.org/10.2118/199670-MS>
- Cayeux, E., Daireaux, B., Dvergsnes, E. W., Sælevik, G., & Zidan, M. (2012). An Early Warning System for Identifying Drilling Problems: An Example From a Problematic Drill-Out Cement Operation in the North-Sea. *SPE/IADC Drilling Conference, Proceedings, 1*, 209–227. <https://doi.org/10.2118/150942-MS>
- Cayeux, E., & Skadsem, H. J. (2014). Estimation of Weight and Torque on Bit: Assessment of Uncertainties, Correction and Calibration Methods. *Proceedings of the International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering - OMAE*, 5. <https://doi.org/10.1115/OMAE2014-23866>
- Chen, V. C., Lin, V. H., & Cheatham, J. B. (1989). *An Analysis of Tubing and Casing Buckling*

- in Horizontal Wells* . <https://doi.org/10.4043/6037-MS>
- Chen, Y.-C., Lin, Y.-H., & Cheatham, J. B. (1990). Tubing and Casing Buckling in Horizontal Wells. *Journal of Petroleum Technology*, 42(02), 140–191. <https://doi.org/10.2118/19176-PA>
- Chollet, F. (2017). *Deep Learning with Python*. Manning Publications Company. <https://books.google.dz/books?id=Y03CAQAACAAJ>
- Chouaib, H. (2011). *Sélection de caractéristiques : Méthodes et applications*.
- Cordoso, J. V., Maidla, E. E., & Idagawa, L. S. (1995). Problem Detection During Tripping Operations in Horizontal and Directional Wells. *SPE Drilling & Completion*, 10(02), 77–83. <https://doi.org/10.2118/26330-PA>
- D’Errico, J. (2013). distance2curve - File Exchange - MATLAB Central. *MathWorks*. <https://doi.org/https://uk.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/34869-distance2curve>
- Dawson, R., & Paslay, P. R. (1984). Drill Pipe Buckling in Inclined Holes. *Journal of Petroleum Technology*, 36(10), 1734–1738. <https://doi.org/10.2118/11167-PA>
- Elmousalami, H. H., & Elaskary, M. (2020). Drilling stuck pipe classification and mitigation in the Gulf of Suez oil fields using artificial intelligence. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 10(5), 2055–2068. <https://doi.org/10.1007/S13202-020-00857-W/FIGURES/11>
- Eric, C., Skadsem, H. J., & Kluge, R. (2015). Accuracy and Correction of Hook Load Measurements During Drilling Operations. *SPE/IADC Drilling Conference, Proceedings, 2015-January*, 442–479. <https://doi.org/10.2118/173035-MS>
- Falconer, I. G., Belaskie, J. P., & Variava, F. (1989). *Applications of a Real Time Wellbore Friction Analysis*. <https://doi.org/10.2118/18649-MS>
- Fayyaz, M., Saffar, M. H., Sabokrou, M., Fathy, M., Klette, R., & Huang, F. (2016). *STFCN: Spatio-Temporal FCN for Semantic Video Segmentation*. <https://arxiv.org/abs/1608.05971v2>
- Freithofnig, H. J., Spoerker, H. F., & Thonhauser, G. (2003). Analysis of Hook Load Data to Optimize Ream and Wash Operations. *Proceedings of the Drilling Conference*, 161–171. <https://doi.org/10.2118/85308-MS>
- Gupta, S., & Gupta, A. (2019). Dealing with Noise Problem in Machine Learning Data-sets: A Systematic Review. *Procedia Computer Science*, 161, 466–474. <https://doi.org/10.1016/J.PROCS.2019.11.146>
- Hegde, C., Wallace, S., & Gray, K. (2015). Real Time Prediction and Classification of Torque and Drag During Drilling Using Statistical Learning Methods. *SPE Eastern Regional Meeting, 2015-January*. <https://doi.org/10.2118/177313-MS>
- Ho, H. S. (1988). Improved modeling program for computing the torque and drag in directional and deep wells. *Society of Petroleum Engineers of AIME, (Paper) SPE, DELTA*, 407-418 18047. <https://doi.org/10.2118/18047-ms>

- Huang, L. (2022). *Normalization Techniques in Deep Learning*. Springer International Publishing. <https://books.google.dz/books?id=9AKUEAAAQBAJ>
- Inglis, T. A. (1987). Directional Drilling. *Directional Drilling*. <https://doi.org/10.1007/978-94-017-1270-5>
- Jeirani, Z., & Mohebbi, A. (2006). Artificial Neural Networks Approach for Estimating Filtration Properties of Drilling Fluids. *Journal of the Japan Petroleum Institute*, 49(2), 65–70. <https://doi.org/10.1627/JPI.49.65>
- Jing, J., Ye, W., Cao, C., & Ran, X. (2022). Actual wellbore tortuosity evaluation using a new quasi-three-dimensional approach. *Petroleum*, 8(1), 118–127. <https://doi.org/10.1016/J.PETLM.2021.03.008>
- Johancsik, C. A., Friesen, D. B., & Dawson, R. (1984). Torque and Drag in Directional Wells - Prediction and Measurement. *JPT, Journal of Petroleum Technology*, 36(7), 987–992. <https://doi.org/10.2118/11380-pa>
- Kamyab, M., Dawson, R., & Farmanbar, P. (2016). A New Method to Determine Friction Factor of Cuttings Slip Velocity Calculation in Vertical Wells Using Neural Networks. *Society of Petroleum Engineers - SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition 2016*. <https://doi.org/10.2118/182359-MS>
- Kierzenka, J., & Shampine, L. F. (2001). A BVP solver based on residual control and the Matlab PSE. *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, 27(3), 299–316. <https://doi.org/10.1145/502800.502801>
- Kucs, R., Spörker, H. F., Thonhauser, G., & Zoellner, P. (2008). Automated Real-Time Hookload and Torque Monitoring. *SPE/IADC Drilling Conference, Proceedings, 1*, 460–473. <https://doi.org/10.2118/112565-MS>
- Lazzeri, F. (2020). *Machine Learning for Time Series Forecasting with Python*. Wiley. <https://books.google.dz/books?id=5YUIEAAAQBAJ>
- Lesage, M., Falconer, I. G., & Wick, C. J. (1988). Evaluating Drilling Practice in Deviated Wells With Torque and Weight Data. *SPE Drilling Engineering*, 3(03), 248–252. <https://doi.org/10.2118/16114-PA>
- Lubinski, A. (1950). A Study of the Buckling of Rotary Drilling Strings. *Drilling and Production Practice*.
- Mason, C. J., & Chen, D. C. K. (2007). Step changes needed to modernize T&D software. *SPE/IADC Drilling Conference, Proceedings, 1*, 90–101. <https://doi.org/10.2523/104609-ms>
- McCormick, J. E., Frilot, M., & Chiu, T. F. (2011). Torque and drag software model comparison: Impact on application and calibration of field data. *Society of Petroleum Engineers - Brazil Offshore Conference 2011, 2*, 603–613. <https://doi.org/10.2118/143623-ms>
- McMordie, W. C., Bland, R. G., & Hauser, J. M. (1982). Effect of Temperature and Pressure on the Density of Drilling Fluids. *Proceedings - SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 1982-September*. <https://doi.org/10.2118/11114-MS>

- McSpadden, A., & Newman, K. (2002). *Development of a Stiff-String Forces Model for Coiled Tubing*. <https://doi.org/10.2118/74831-MS>
- Menand, S. (2013). *Borehole Tortuosity Effect on Maximum Horizontal Drilling Length Based on Advanced Buckling Modeling*.
- Mitchell, R. F. (2008). Tubing Buckling--The State of the Art. *SPE Drilling & Completion*, 23(04), 361–370. <https://doi.org/10.2118/104267-PA>
- Mitchell, R. F., Bjørset, A., & Grindhaug, G. (2015). Drillstring analysis with a discrete torque/drag model. *SPE Drilling and Completion*, 30(1). <https://doi.org/10.2118/163477-pa>
- Mitchell, R. F., Miska, S. Z., Bernt, A. S., Adams, N., Barker, J. W., Cunha, J. C., Eustes III, A. Wi., Kastor, R., Kelessidis, V. C., Maglione, R., Ozbayoglu, E. M., Powers, J., & Sweatman, R. (2011). *Fundamentals of Drilling Engineering* (R. F. Mitchell & S. Z. Miska (eds.); Vol. 12). Society of Petroleum Engineers.
- Müller, A. C., & Guido, S. (2016). *Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists*. O'Reilly Media. <https://books.google.dz/books?id=1-4IDQAAQBAJ>
- Nguyen, J.-P. (1993). *Le forage*. Editions OPHRYS.
- Osarogiagbon, A., Muojeke, S., Venkatesan, R., Khan, F., & Gillard, P. (2020). A new methodology for kick detection during petroleum drilling using long short-term memory recurrent neural network. *Process Safety and Environmental Protection*, 142, 126–137. <https://doi.org/10.1016/J.PSEP.2020.05.046>
- Oyedere, M., & Gray, K. E. (2020). New approach to stiff-string torque and drag modeling for well planning. *Journal of Energy Resources Technology, Transactions of the ASME*, 142(10). <https://doi.org/10.1115/1.4047016/1082917>
- Parisi, G. I., Kemker, R., Part, J. L., Kanan, C., & Wermter, S. (2019). Continual lifelong learning with neural networks: A review. *Neural Networks*, 113, 54–71. <https://doi.org/10.1016/J.NEUNET.2019.01.012>
- Reiber, F., Vos, B. E., & Eide, S. E. (1999). On-Line Torque & Drag: A Real-Time Drilling Performance Optimization Tool. *Proceedings of the IADC/SPE Asia Pacific Drilling Technology Conference, APDT*, 2, 129–138. <https://doi.org/10.2118/52836-MS>
- Rezmer-Cooper, I., Chau, M., Hendricks, A., Woodfine, M., Stacey, B., & Downton, N. (1999). Field Data Supports the Use of Stiffness and Tortuosity in Solving Complex Well Design Problems. *Proceedings of the IADC/SPE Asia Pacific Drilling Technology Conference, APDT*, 2, 11–24. <https://doi.org/10.2118/52819-MS>
- Russell, S. J., Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson. <https://books.google.dz/books?id=koFptAEACAAJ>
- S. Carden, R., & D. Grace, R. (2011). *Directional Horizontal Drilling Manual* (R. D. Grace (ed.)). PetroSkills OGCI.
- Samuel, R. (2010). Friction factors: What are they for torque, drag, vibration, bottom hole assembly and transient surge/swab analyses? *Journal of Petroleum Science and*

- Engineering*, 73(3–4), 258–266. <https://doi.org/10.1016/J.PETROL.2010.07.007>
- Sheppard, M. C., Wick, C., & Burgess, T. (1987). Designing Well Paths To Reduce Drag and Torque. *SPE Drilling Engineering*, 2(4), 344–350. <https://doi.org/10.2118/15463-PA>
- Stockhausen, E. J., & Lesso, W. G. (2003). *Continuous Direction and Inclination Measurements Lead to an Improvement in Wellbore Positioning*. <https://doi.org/10.2118/79917-MS>
- Theobald, O. (2021). *Machine Learning for Absolute Beginners: A Plain English Introduction (Third Edition)*. Independently Published. <https://books.google.dz/books?id=47MqzgEACAAJ>
- Tikhonov, V., Valiullin, K., Nurgaleev, A., Ring, L., Gandikota, R., Chaguine, P., & Cheatham, C. (2013). Dynamic model for stiff string torque and drag. *SPE/IADC Drilling Conference, Proceedings*, 2, 1665–1680. <https://doi.org/10.2118/163566-ms>
- Tunkiel, A. T., Sui, D., & Wiktorski, T. (2022). Impact of data pre-processing techniques on recurrent neural network performance in context of real-time drilling logs in an automated prediction framework. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 208, 109760. <https://doi.org/10.1016/J.PETROL.2021.109760>
- Wu, J., Juvkam-Wold, H. C., & Lu, R. (1993). Helical Buckling of Pipes in Extended Reach and Horizontal Wells—Part 1: Preventing Helical Buckling. *Journal of Energy Resources Technology*, 115(3), 190–195. <https://doi.org/10.1115/1.2905992>
- Yang, J., Sun, T., Zhao, Y., Borujeni, A. T., Shi, H., & Yang, H. (2019). *Advanced Real-Time Gas Kick Detection Using Machine Learning Technology*. OnePetro. /ISOPEIOPEC/proceedings-abstract/ISOPE19/All-ISOPE19/21663
- Zhong, R., Salehi, C., & Johnson, R. (2022). Machine learning for drilling applications: A review. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 108, 104807. <https://doi.org/10.1016/J.JNGSE.2022.104807>