

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

**UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES**



Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie

## **Thèse de Doctorat**

Présentée par

**M<sup>r</sup> REDOUANE Kheireddine**

Filière : Hydrocarbures

Option : Génie Pétrolier et Gazier

---

**Intitulé de la thèse**  
**Adaptation et développement des modèles SRM pour la**  
**simulation et l'optimisation des réservoirs fracturés**

---

**Devant le jury :**

Mr SALHI	Yacine	Prof	USTHB	Président
Mme ALIOUANE	Leila	Prof	UMBB	Examinatrice
Mme AMOURA	Meriem	MCA	USTHB	Examinatrice
Mr GARECHE	Mourad	MCA	UMBB	Examineur
Mr ZERAIBI	Nourreddine	Prof	UMBB	Rapporteur

Année Universitaire : 2020/2021

*À la mémoire de mon père*

## REMERCIEMENTS

Je remercie en premier lieu notre bon Dieu, le tout puissant qui a éclairé mon chemin, et ma donné le courage, la force et la patience pour achever ce travail.

Je tiens à remercier mon directeur de thèse, monsieur le professeur Nourreddine ZERAIBI, qui a cru en mes capacités et accepté de m'encadrer dès mon Master et pendant ces années de thèse. En m'apportant les connaissances les plus avancées en simulation numérique et ingénierie de réservoir, il m'a toujours guidé dans des thèmes de recherche tant originaux qu'intéressants. Je le remercie de m'avoir pleinement intégré dans le monde de la recherche en me faisant participer à de nombreux congrès nationaux, internationaux ou groupements de recherche. La qualité des publications soumises qui figurent dans ce manuscrit sont de plus, le témoignage de sa confiance, de ses nombreux encouragements et de l'intérêt qu'il porte à mon avenir scientifique. Pour toutes ces raisons, Je lui atteste ici toute ma gratitude.

Je tiens également à remercier Monsieur Yacine SALHI, Professeur au sein de l'université des sciences et de la technologie Houari-Boumediène (USTHB) d'avoir accepté de présider le jury de soutenance de cette thèse, te tiens à remercier Mesdames Leila ALIOUANE professeur au sein de l'université M'Hamed Bougara-Boumerdes (UMBB) et Meriem AMOURA maitre de conférence (A) au sein de l'université des sciences et de la technologie Houari-Boumediène (USTHB) ainsi que Monsieur Mourad GARECHE maitre de conférence (A) au sein de l'université M'Hamed Bougara-Boumerdes (UMBB) qui m'ont fait l'honneur d'accepter d'examiner ce travail et de m'accorder une partie de leurs temps précieux pour évaluer cette thèse.

Je remercie chaleureusement Messieurs Abeebe Awotunde et Dhafer Al Shehri de m'avoir accueilli au sein de leur laboratoire à l'université du Roi Fahd du Pétrole et des Mines, et la facilité qu'ils m'ont donné durant toute cette période de stage, me permettant d'achever les dernières procédures pour soutenir cette thèse. J'en suis reconnaissant.

Mes plus profonds remerciements vont à ma mère, mes frères, ma sœur et mes belles sœurs. Tout au long de mon cursus, ils m'ont toujours soutenu, encouragé et aidé. Ils ont su me donner toutes les chances pour réussir. Merci pour vos soutiens moral dans les moments difficiles.

Je dois enfin remercier toutes les personnes m'ayant de près ou de loin épaulé pour la rédaction du mémoire. Merci Noor, merci Anis, merci Taki et merci mon petit Zain.

## RÉSUMÉ

La conception d'un plan de développement d'un réservoir fracturé est un problème ardu nécessitant l'utilisation de la simulation numérique pour la résolution et le traitement des modèles représentant le processus physique du système. Ces modèles reposent principalement sur un ensemble d'équations différentielles et intégrales non linéaires dont la solution même numérique est trop chronophage.

Le but de cette thèse consiste en le développement d'un outil d'aide à la prise de décision basé sur les techniques d'intelligences artificielles et les algorithmes évolutionnaires pour faciliter la simulation des réservoirs fracturés afin d'optimiser leurs stratégies de développement/management à moindre coût.

Pour atteindre notre objectif, nous développons dans un premier temps une stratégie d'optimisation auto-adaptative robuste multidisciplinaire qui utilise les modèles Surrogates et les algorithmes évolutionnaires pour non seulement fournir une approximation aux modèles de simulation avec un temps de réponse d'ordre de seconde, mais aussi pour faciliter la tâche d'optimisation globale de ce problème combinatoire de développement des réservoirs fracturés. Afin d'augmenter la précision de l'approche développée, nous proposons une procédure originale d'enrichissement via les plans d'expériences adaptatifs, qui sert ainsi à améliorer le pouvoir émulateur des modèles Surrogate particulièrement dans les zones pouvant contenir l'optimum de problème. Cette approche est couplée à une stratégie innovante d'articulation et de traitement des contraintes qui se présente aussi comme une clé pour automatiser la procédure d'optimisation et définir la forme générale de Framework élaboré qu'on appelle ASRM « Adaptive Surrogate Reservoir Model ».

Le Framework développé est appliqué à :

1. L'optimisation des fonctions test complexes
2. L'étude d'un réservoir Benchmark Off-Shore.
3. L'étude et la mise en œuvre sur un projet réel d'emplacement des puits directionnels sur un réservoir non-conventionnel fracturé d'un champ mature situé à Hassi-Massoud, Algérie.

Les résultats ont permis de montrer la validité de la démarche ainsi que l'efficacité de la méthode ASRM pour une application dans un cadre industriel.



Mots clés : Simulation des réservoirs fracturés, Optimisation sous contraintes, Plan de développement des champs d'hydrocarbures, Intelligence artificielle, Algorithmes évolutionnaires, Emplacement des puits, Planification des Expériences.

## ملخص

يعد تصميم خطة تطوير الخزانات المتشقة مشكلة صعبة تتطلب استخدام المحاكاة الرقمية لتحليل ومعالجة النماذج التي تمثل العملية الفيزيائية لنظام الخزان، بشكل أساسي هذه النماذج تعتمد على مجموعة من المعادلات التفاضلية والتكاملية غير الخطية التي يستغرق حلها العددي الكثير من الوقت.

الهدف المسطر في هذه الرسالة يتمثل في تطوير أداة دعم اتخاذ القرار التي تبنى على تقنيات الذكاء الاصطناعي والخوارزميات التطورية لتسهيل محاكاة الخزانات المتشقة من أجل تحديد أحسن استراتيجية لتطوير/إدارة الحقل بأقل تكلفة.

لتحقيق هذا الهدف، قمنا أولاً بتطوير استراتيجية تحسين متعددة الوظائف وذاتية التكيف تستخدم نماذج الذكاء الاصطناعي وخوارزميات تطورية ليس فقط لتوفير تقريب لنماذج المحاكاة بوقت استجابة سريع، ولكن أيضاً لتسهيل معالجة مشكلة تطوير الخزانات المتشقة. من أجل زيادة دقة النهج المطور، نقترح إجراء إثراء للبيانات عبر التصميم التكيفي للتجارب، والذي يعمل على تحسين قوة المحاكاة لنماذج الذكاء الاصطناعي، لا سيما في المناطق التي قد تحتوي على الحلول مثلى. إضافة الى ذلك يعتمد هذا النهج على استراتيجية مبتكرة للتعبير عن القيود ومعالجتها والتي تستغل أيضاً كمفتاح لجعل إجراءات التحسين تعمل بشكل الى وبالتالي تسمح بتحديد الشكل العام للمنهج المطور المسمى (اسرام) نموذج خزان بديل تكيفي .

هذا الأخير تم تطبيقه لمعالجة المشكلات التالية:

1. دراسة المعادلات المعقدة التي تستخدم في اختبار فعالية مناهج التحسين المطورة
2. دراسة الخزانات المعيارية
3. دراسة وتنفيذ مشروع حقيقي لتحديد موقع الآبار في الخزان الغير تقليدي والمتصدع المتواجد في حقل حاسي مسعود بالجزائر

وأظهرت النتائج صحة النهج وكذلك كفاءة طريقة (اسرام) للتطبيق في بيئة صناعية.

### الكلمات المفتاحية:

التحسين في ظل قيود، خطة التطوير لحقول المحروقات، محاكاة الخزانات المتصدعة، الذكاء الاصطناعي، الخوارزميات التطورية، موقعة الآبار، تخطيط التجارب.

## **ABSTRACT**

Designing a development plan for a fractured reservoir is a hard task requiring the use of numerical simulation for the resolution and processing of models representing the physical process of the system. These models are based mainly on a set of nonlinear differential and integral equations whose even numerical solution is too time-consuming.

The goal of this thesis consists in the development of a decision-making support tool based on artificial intelligence techniques and evolutionary algorithms to facilitate the simulation of fractured reservoirs in order to determine the optimal field development plan at lower cost. To achieve our goal, we first develop a robust, multidisciplinary self-adaptive optimization strategy that uses Surrogate models and evolutionary algorithms to not only provide a fast approximation to simulation models but also to facilitate the task of global optimization of this combinatorial problem of developing fractured reservoirs. In order to increase the precision of the developed approach, we propose an original enrichment procedure via adaptive design of experiments, which serves to improve the emulative power of Surrogate models, particularly in areas that may contain an optimum of the problem. This approach is coupled with an innovative strategy of articulation and treatment of constraints which also allow to automate the optimization procedure and define the general form of our framework called ASRM "Adaptive Surrogate Reservoir Model".

The framework developed is applied to:

1. Optimization of complex test functions
2. Study a benchmark Off-Shor reservoir.
3. Implementation on a real project for the location of directional wells on an unconventional fractured reservoir in a mature field located in Hassi-Massoud, Algeria.

The results showed the validity of the approach as well as the efficiency of the ASRM method for application in an industrial size.

Keywords: Optimization under constraints, Development plan for hydrocarbon fields, Simulation of fractured reservoirs, Artificial intelligence, Evolutionary algorithms, Location of wells, Planning of Experiments.

## TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS .....	III
RÉSUMÉ.....	IV
ملخص .....	V
ABSTRACT .....	VI
TABLE DES MATIÈRES .....	VIII
LISTE DES TABLEAUX.....	XII
LISTE DES FIGURES .....	XIII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS .....	XVI
LISTE DES ANNEXES.....	XVIII
INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE 1 SIMULATION DES RÉSERVOIRS NATURELLEMENT FRACTURÉS .....	5
1.1 Cycle de vie des réservoirs pétrolières .....	5
1.2 Les réservoirs fracturés .....	6
1.2.1 Classification des réservoirs fracturés .....	7
1.2.2 Influence des fractures naturelles sur la qualité des réservoirs. ....	9
1.3 Caractérisation et modélisation des réservoirs fracturés .....	10
1.3.1 Modélisation structurale .....	11
1.3.2 Modélisation statique des RNF .....	13
1.3.3 Modélisation dynamique des RNF .....	19
1.4 Simulation de la production des RNF et calage d’historique .....	29
1.5 Prévision de production et schéma de développement.....	31

CHAPITRE 2 OPTIMISATION DE DÉVELOPPEMENT DES RÉSERVOIRS  
PÉTROLIERS 33

2.1	Méthodes et outils d'optimisation avancées « étude bibliographiques ».....	33
2.1.1	Les algorithmes d'optimisation.....	33
2.1.2	Les modèles Surrogates.....	36
2.1.3	Les plans d'expériences .....	39
2.1.4	Les stratégies d'enrichissement (Plans Adaptatifs).....	41
2.2	Optimisation avancée en ingénierie de réservoirs .....	42
2.2.1	Optimisation directe .....	43
2.2.2	Optimisation par Surrogates.....	46
2.2.3	Optimisation hybride.....	48
2.3	Synthèse de la revue bibliographique.....	51
2.4	Bilan de bibliographie .....	53
CHAPITRE 3	THÉORIE, CONCEPTION ET VALIDATION DU MODÈLE ASRM.....	55
3.1	Élaboration du Surrogate adaptatif (ASRM) (Proposition méthodologique).....	55
3.1.1	Échantillonnage par plans d'expériences .....	58
3.1.2	Modélisation Surroagte (Processus Gaussien & neuro-flou (ANFIS)).....	60
3.1.3	Optimisation globale via l'algorithme génétique AG .....	67
3.1.4	Articulation et traitement des contraintes (élaboration d'une nouvelle stratégie) .....	70
3.1.5	Enrichissement adaptatif de l'ASRM (proposition d'un nouvel Framework) .....	72
3.2	Processus algorithmiques du modèle ASRM .....	75
3.3	Application du ASRM sur une fonction de test complexe.....	78
CHAPITRE 4	EVALUATION DU ASRM VIA UN ÉTUDE D'APPLIQUATION SUR UN RESERVOIR OFFSHORE.....	81
4.1	Traitement du problème d'emplacement des puits .....	81

4.1.1	Présentation de cas d'étude UNISIM-I-D .....	82
4.1.2	Formulation de problème .....	83
4.2	Automatisation de la simulation réservoir au sein de l'ASRM.....	87
4.3	Méthodologie et Application.....	88
4.3.1	Recherche exhaustive .....	88
4.3.2	Optimisation directe .....	90
4.3.3	Optimisation via le Framework ASRM .....	92
4.4	Discussions des résultats d'application .....	103
4.4.1	Configuration approprié de l'ASRM adaptatif .....	106
4.5	Conclusion.....	107
CHAPITRE 5 APPLICATION DU ASRM SUR UN RÉSERVOIR RÉEL NATURELLEMENT FRACTURÉ .....		108
5.1	Délimitation de la problématique d'optimisation des puits directionnels .....	108
5.1.1	Présentation de cas d'études d'El-Gassi.....	110
5.2	Formulation du problème d'emplacement des puits directionnels.....	112
5.2.1	Spécification des variables de décisions .....	112
5.2.2	Formulation des contraintes .....	113
5.3	Calcul de l'indice de productivités (Well Index) .....	114
5.3.1	Méthode de projection et stratégie d'application .....	115
5.4	Modélisation économique .....	121
5.5	Procédure d'application, Résultats & Discussions.....	123
5.5.1	Articulation des contraintes et définition d'espace de recherche .....	124
5.5.2	Planification des simulations via le design d'expérience QMC_H.....	126
5.5.3	Collecte des résultats de simulations.....	127
5.5.4	Apprentissage de modèle PG et initialisation d'ASRM.....	128

5.5.5	Optimisation par ASRM du cas d'El Gassi.....	130
5.5.6	Résultats d'application & Discussion .....	131
5.6	Conclusion.....	136
BILAN ET PERSPECTIVES.....		137
BIBLIOGRAPHIE .....		141

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Les paramètres d’ajustement pour le calage de l’historique .....	30
Tableau 3.1: Paramètres configurant le modèle ASRM.....	78
Tableau 4.1 : Paramètre de fonctionnement de puits à ajouter .....	83
Tableau 4.2 : Paramètres de l’AG utilisés pour l'optimisation.....	90
Tableau 4.3: Performance de l'AG pour différentes tailles de la population initiale .....	91
Tableau 4.4 : Analyse des performances de construction du modèle Surrogate PG.....	95
Tableau 4.5 : Analyse des performances de construction du modèle Surrogate ANFIS .....	95
Tableau 4.6 : Résultats d’optimisations offline sur le modèle UNISIM.....	99
Tableau 4.7 : Paramètres de l’ASRM et de l’AG utilisés pour l'optimisation. ....	101
Tableau 4.8 : Résultats d’optimisation online sur le modèle UNISIM. ....	102
Tableau 5.1 : Paramètres économiques pour le calcul de la VAN.....	111
Tableau 5.2 : Définition des contraintes pour le cas d’El Gassi. ....	124
Tableau 5.3 : Résultats du meilleur individu de la base de données. ....	128
Tableau 5.4 : Performances des modèles PG pendant l’apprentissage, le test et la prédiction. ...	128
Tableau 5.5 : Paramètres de ASRM et de l’AG utilisés pour l'optimisation.....	130



## LISTE DES FIGURES

Figure 0.1 - Contribution des principales sources d'énergie à la consommation mondiale (BP, 2020). .....	1
Figure 1.1 - Cycle de vie d'un réservoir d'hydrocarbure .....	6
Figure 1.2 - Classification des réservoirs fracturés, d'après (Nelson, 2001). .....	7
Figure 1.3 - (a) Failles sismiques d'El Gassi, (b) failles géométriques dans la grille 3D. ....	12
Figure 1.4 - Corrélation régionale des zones du réservoir d'El Gassi.....	13
Figure 1.5 - Section verticale de réservoir d'El Gassi après la modélisation stratigraphique .....	14
Figure 1.6 - Modèle stochastique 3D des faciés de réservoir d'El Gassi.....	14
Figure 1.7 - (a) Upscaling des logs des puits. (b) Distribution des propriétés entre puits. ....	15
Figure 1.8 - Approches de modélisation d'un volume rocheux fracturé. Issu de (Sahimi, 2011) ..	16
Figure 1.9 - Représentation des propriétés des fractures sur le modèle Geo-cellulaire 3D. Issu de (Ringrose and Bentley, 2016).....	17
Figure 1.10 - Paramètres pour la modélisation fracture & matrice dans ECLIPSE.....	17
Figure 1.11 - Upscaling d'un DFN fin vers un modèle plus grossier. D'après (Jerbi, 2016). ....	19
Figure 1.12 - Le modèle double milieu vu par Warren et Root. ....	23
Figure 1.13 - Mécanismes d'écoulement dans un modèle double porosité/simple perméabilité. ...	24
Figure 1.14 - Mécanismes d'écoulement dans un modèle double porosité/double perméabilité ...	25
Figure 1.15 - Illustration d'un modèle triple milieu.....	26
Figure 1.16 - (a) Intersection entre fractures-matrices, (b) Discrétisation d'un milieu fracturé avec les volumes finis (Karimi-Fard, 2004). ....	28
Figure 1.17 - Schéma explicative de plan de développement des réservoirs .....	32
Figure 2.1 - Plans d'expérience à trois niveaux; (a) plan factoriel complet, (b) plan composite, (c) plan fractionnaire (c). d'après (Scheidt, 2006).....	40

Figure 2.2 - Le plan Maximin (à gauche) et le plan Minimax (à droite) en 2D pour un échantillon de $n = 7$ d'après (Pronzato, 2017). .....	41
Figure 3.1 - Principe de la stratégie ASRM .....	57
Figure 3.2 - Échantillonnage avec les trois plans Space-felling avec leur fonction des densités probabilistes .....	59
Figure 3.3 - Fonction de densité probabiliste pour la RANDN de Matlab .....	60
Figure 3.4 - Exemple d'un réseau ANFIS avec 2 inputs et 2 fonctions d'appartenance .....	64
Figure 3.5 - Procédure algorithmique de l'AG .....	68
Figure 3.6 - Performances de l'AG sur la fonction de test Peaks .....	69
Figure 3.7 - Stratégie hybride de traitement des contraintes dans l'AG .....	70
Figure 3.8 - Domaine d'échantillonnage adaptatif autour de l'optimum avec 31 points. ....	73
Figure 3.9 - Framework de la stratégie adaptative du ASRM.....	74
Figure 3.10 - Configuration globale du Framework ASRM .....	76
Figure 3.11 - Un LH avec trois nouveaux points ( $n = 3$ ) autour de ( $BEST_{max}$ ). .....	77
Figure 3.12 - Comportement d'optimisation avec l'ASRM sur la fonction Ackley. ....	79
Figure 3.13 - Performance de chaque composant d'optimisation au sein de l'ASRM .....	80
Figure 4.1 - Vue de dessus de modèle réservoir de cas UNISIM-I-D. ....	82
Figure 4.2 - Historique des évènements inclus dans la simulation .....	84
Figure 4.3 - Les cellules entourant le bloc considéré, pour le premier étage $l = 1$ (à gauche) et pour le deuxième étage $l=2$ (à droite). ....	86
Figure 4.4 - Analyse de productivité des zones par la contrainte de saturation ( $Sor=20\%$ ) .....	86
Figure 4.5 - Interaction entre les softwares lors d'exécutions du ASRM .....	87
Figure 4.6 - Application des contraintes et filtrage des positions d'implantation.....	88
Figure 4.7 - Surface (a) & contour (b) de réponse de simulateur pour tous les scénarios possibles .....	89

Figure 4.8 - Optimisation directe du placement des puits avec l'AG (10 séries) .....	91
Figure 4.9 - Espace de recherche après l'application de la contrainte d'espacement entre puits ..	92
Figure 4.10 - Les trois plans d'expérience Space-Felling sur le modèle UNISIM. ....	93
Figure 4.11 - Exemple d'une base de données caractérisée par 4 classes.....	94
Figure 4.12 - Réponse des Surrogates avec celle de simulateur pendant l'apprentissage et le test	96
Figure 4.13 - Résultats de fit des Surrogates lors de la phase de test et d'apprentissage .....	97
Figure 4.14 - Résultats de tests de prédiction (LOOCV) .....	97
Figure 4.15 - Résultats d'optimisation hors ligne sur les modèles ANFIS et PG .....	99
Figure 4.16 - Précisions et pourcentage de succès des deux Surrogates pour les trois DoEs .....	100
Figure 4.17 - Résultats d'optimisation online ASRM par le PG & l'ANFIS pour les trois DoE	102
Figure 4.18 - Pourcentage de succès des optimisations pour chaque plan d'expérience.....	103
Figure 4.19 - Performance des stratégies d'enrichissements avec les DoEs + Surrogates .....	104
Figure 4.20 - Efficacité des modèles Surrogates lors d'optimisation .....	105
Figure 4.21 - Résultats des approches d'optimisation employées .....	106
Figure 5.1 - Vue de dessus montrant le réservoir d'El Gassi. ....	111
Figure 5.2 - Variable de décision pour décrire la trajectoire de puits. ....	113
Figure 5.3 - Représentation des puits au sein d'ECLIPSE.....	115
Figure 5.4 - Représentation d'un puits avec trajectoire arbitraire dans le modèle de simulation.	116
Figure 5.5 - Outputs de la fonction INTERSECT .....	118
Figure 5.6 - Position de réservoirs d'El Gassi dans le repère géographique.....	119
Figure 5.7 - Exemple de fichier Schedule créé par la fonction INTERSECT .....	120
Figure 5.8 - Pseudocode de la fonction INTERSECT .....	120
Figure 5.9 - L'espace de recherche faisable pour les nouveaux puits dans le réservoir d'El Gassi .....	124
Figure 5.10 - Échantillonnage par QMC Halton dans l'espace faisable désigné en 2D et 3D.....	126

Figure 5.11 - Réponse du réservoir pour chaque scénario de la base de donnée. ....	127
Figure 5.12 - Résultats du PG crée par les deux bases de données avant et après l'augmentation. .....	129
Figure 5.13 - Performance des trois approches d'optimisation via les modèles Surrogates. ....	131
Figure 5.14 - Scénarios d'emplacement des 4 dernières itérations de processus ASRM .....	133
Figure 5.15 - Production cumulative de tous les puits de réservoir avec le nouveau .....	134
Figure 5.16 - Zone cible pour le prochain forage (rapport SONAHESS).....	134
Figure 5.17 - Saturation huile de toutes les couches de réservoir d'El Gassi. ....	135

## LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

RNF	Réservoir naturellement fracturé
VER	Volume élémentaire représentatif
SP	Simple porosité
K	Perméabilité de milieu poreux
ASRM	Modèle Surrogate adaptatif des réservoirs
DFN	Réseau discret de fractures
$p$	La phase de fluide eau, huile ou gaz
DFM	Modèle discret en fractures et en matrice
FI	Fully implicite
IMPES	Implicite en Pression Explicite en Saturation
$E_p^{x1 \rightarrow x2}$	Echange de matière (p) entre deux milieux
$\rho_p$	La masse volumique de la phase $p$
$s_p$	La saturation de la phase $p$
$\phi$	La porosité

AAPRD	L'écart relatif absolu moyen en pourcentage
RMSE	L'erreur quadratique moyenne
$R^2$	Coefficient de corrélation
NP	La production cumulative de champ
PG	Processus gaussien
ANFIS	System d'inférence logique flou réseaux de neurone adaptatif
DOE	Désigne d'expérience
LH	Latin hypercube
H	Tête de puits
T	Talon de puits
$LT_w$	L'emplacement et la trajectoire d'un puits
WI	Well Index
$l_w$	La longueur du puits
$\theta_w$	L'angle d'orientation de la trajectoire du puits dans le sens horizontal
$\Psi_w$	L'angle d'inclinaison de la trajectoire du puits dans la direction verticale
LOOCV	Validation croisée "laissez-un-dehors"
VAN	Valeur actuelle nette
$r_o$	Le rayon effectif
$\sigma$	Facteur de forme
$r_w$	Le rayon de puits
$L_i$	La longueur de la projection de segment du puits sur l'axe $i$
$(k_x, k_y, k_z)$	Les perméabilités dans les trois directions
$(\Phi_p^f - \Phi_p^m)$	Différence de potentielle entre la fracture et la matrice
P	La pression

$g$	Accélération de la pesanteur
$\mu$	La viscosité,
$U_p$	La vitesse de la phase $p$
$q_p$	Le débit d'écoulement de la phase $p$

## LISTE DES ANNEXES

Annexe A – PUBLICATION DE LA THESE (Adaptive surrogate modeling with evolutionary algorithm for well placement optimization in fractured reservoirs) .....	153
Annexe B – COMUNICACION DE LA THESE (Automated Optimization of Well Placement via Adaptive Space-Filling Surrogate Modelling and Evolutionary Algorithm) .....	154

# INTRODUCTION GENERALE

La croissance démographique rapide et le confort de la société moderne nécessite principalement une source d'énergie abondante et prédictible. La consommation mondiale de pétrole et de gaz naturel n'a cessé d'augmenter depuis la révolution industrielle, et selon la revue statistique de l'énergie mondiale de British Petroleum (**Figure 0.1**), les hydrocarbures représentent plus de 56 % de la consommation mondiale d'énergie, dont le pétrole occupe les 33,1 % ce qui le met comme premier carburant au monde de point de vue consommation. Sur cette base, le pétrole et le gaz joueront également un rôle crucial pour répondre à la demande énergétique mondiale pour les décennies à venir, même au sein de scénario de 2 °C conformément à l'accord de Paris sur le climat en 2015 (BP, 2020).

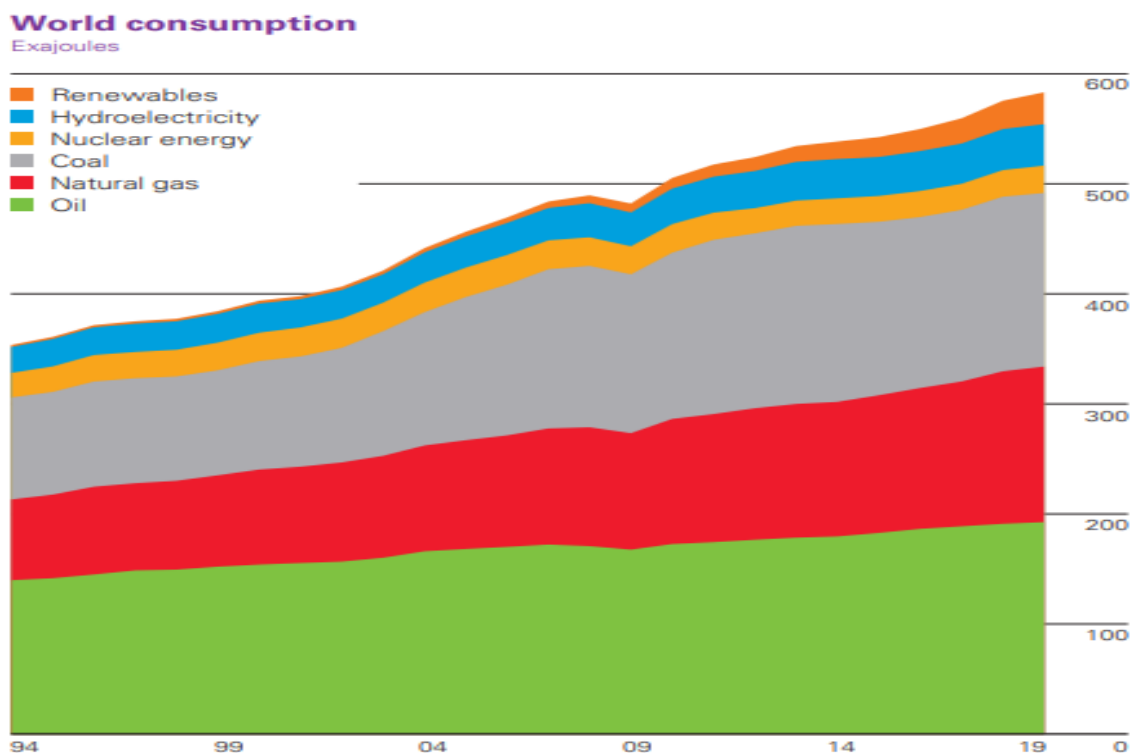


Figure 0.1 - Contribution des principales sources d'énergie à la consommation mondiale (BP, 2020).

Cependant il sera difficile de répondre à cette demande croissante de pétrole et de gaz vu que ces derniers sont des énergies fossiles épuisables d'une part, d'autre part la majorité des grands

gisements sont déjà à un stade de déclin, en plus de la rareté des nouvelles découvertes économiquement intéressantes.

De ce fait, il devient de plus en plus difficile de maintenir les réserves prouvées à un niveau souhaitable ce qui nous amène à maximiser la récupération des champs existants par les différents procédés afin de répondre à la demande énergétique du monde tout en diminuant les coûts de développement.

Parmi les solutions qui doivent être abordées pour résoudre cette problématique mondiale est de décider de façon optimale comment développer/redévelopper les champs pétroliers est ce en choisissant la technique de récupération secondaire ou tertiaire, le nombre de puits injecteurs et producteurs ainsi que l'emplacement adéquat de ces derniers. Et étendre nos recherches aux réservoirs complexes tel que les réservoirs non conventionnels (fracturés, tight, et réservoirs de schiste)

Généralement les réservoirs fracturés sont des environnements hétérogènes, qui peuvent renfermer plusieurs couches d'argiles, de failles, de zones faiblement perméables, ce qui rend la conception d'un plan de développement de ces derniers une tâche ardue nécessitant une rigueur dans l'étude en faisant appel à des outils d'aide à la prise de décision.

La pratique actuelle la plus utilisée dans l'industrie pétrolière consiste à concevoir un scénario de développement par un jugement purement intuitif des ingénieurs de réservoir expérimentés, et puis analyser économiquement la faisabilité de ce dernier. Cependant, en raison de la complexité géologique du réservoir fracturé et la dépendance non linéaire entre le nombre important des variables qui influent sur la performance de réservoir, il y a une très faible chance pour qu'un jugement de cette nature de conception soit efficace. De même, pour la pratique habituelle de simulation par l'essai et l'erreur, testé plusieurs scénarios réussirait rarement pour fournir une solution optimale dans les problèmes multidimensionnels d'optimisation combinatoire des plans de développement.

Ainsi la réalisation d'un plan de développement sous toute la complexité et difficulté citées ci-dessus, exige un appel aux simulateurs numériques tel que Eclipse (Schlumberger, 2021), CMG (Computer\_Modelling\_Group\_LTD, 2021) et tNavigator (TNavigator, 2021) pour prédire le profil de production du champ afin d'évaluer la fonction objective (ex. la valeur actuelle nette (VAN), la production cumulative (NP)). Cependant, comme la solution de ce problème complexe nécessite



un grand nombre d'évaluation de la fonction objectif et sachant que, chaque évaluation exige l'exécution d'une simulation coûteuse en temps de calcul, devient judicieux de remplacer ces modèles chronophages par des approximations précises et rapides tel que les modèles Surrogates.

De ce fait, et afin de contourner les limitations des pratiques existantes, nous proposons dans cette thèse une nouvelle approche pour la résolution de ce type de problème, comme suit :

1. Elaboration d'un modèle Surrogate reflétant au mieux le comportement du réservoir sous différentes contraintes d'exploitation.
2. Elaboration d'une stratégie d'inspection dynamique des scénarios faisables d'une façon qui permet d'éviter les extrêmes locaux qui conduisent à des décisions sous-optimales.
3. Adaptation de technique d'optimisation Meta-heuristiques et automatiser le processus de traitement du problème considéré.
4. Couplage du modèle Surrogate avec des algorithmes d'optimisation afin d'obtenir la solution désirée en un temps réduit.
5. Généralisation de l'approche développée à d'autres problèmes d'optimisation dont le coût d'évaluation de la fonction objective est très élevé.

Afin d'aboutir à une conception structurée de la thèse, nous avons adopté le plan de présentation suivant :

Le premier chapitre est dédié à la présentation de processus de modélisation et de simulation des réservoirs naturellement fracturées, notamment la modélisation statique et dynamique réel de réservoir de champ Gassi El Agrab (situé à Hassi Messaoud Algérie) qui est pris comme cas d'étude dans les travaux de cette thèse.

Le chapitre 2 présente un état de l'art sur l'optimisation avancée via les plans d'expériences, les techniques Metaheuristiques, les modèles Surrogates et les critères auto-adaptatifs pour l'optimisation globale ainsi qu'une étude bibliographique sur l'emploi de ces techniques pour la réalisation des plans de développement des réservoirs pétroliers.

Le chapitre 3 est consacré à la mise en place d'un Surrogate dynamique à apprentissage récursive adapté aux problèmes multidimensionnels, ainsi son hybridation avec un processus original pour l'optimisation combinatoire auto-adaptative. A la fin de ce chapitre l'approche élaborée désormais

noté ASRM (pour “Adaptive Surrogate Reservoir Model” en anglais) est testée sur une étude de cas Benchmark.

Le chapitre 4 est dédié à l’optimisation de la configuration de l’ASRM pour l’adapter aux problèmes complexes de l’ingénierie du réservoir. Une étude du cas traitant l’emplacement des puits sur un réservoir off-shore de champ Normando en Brésil a été menée.

Le chapitre 5 est consacré à l’emploi de model ASRM avec une stratégie innovante d’articulation des contraintes technico-économiques pour le traitement d’un projet réel d’emplacement des puits directionnels sur le réservoir non-conventionnel fracturé d’El Gassi.

Enfin, nous présentons une conclusion générale qui résume les principaux résultats obtenus afin de dégager les perspectives de développement de ce travail à moyen terme et les extensions à donner à cette recherche pour mieux cerner le problème d’optimisation de développement des gisements pétroliers et gaziers.

# CHAPITRE 1 SIMULATION DES RÉSERVOIRS NATURELLEMENT FRACTURÉS

## Objectifs du chapitre

- Présenter les différentes étapes de vie des gisements pétroliers.
- Expliquer la caractérisation géologique, mécanique et hydrauliques des fractures naturelles
- Exposer la modélisation statique-dynamiques pour la simulation des réservoirs fracturés
- Éclairer Le processus de prévision de production et d'élaboration des plans de développement

## 1.1 Cycle de vie des réservoirs pétrolières

Les différentes phases de vie d'un réservoir sont présentées comme dans la **Figure 1.1** où la première phase consiste à explorer les terrains sélection via les étude géologiques et géophysiques afin de déterminer des nouveaux horizons saturés en hydrocarbures. Une fois qu'un gisement est découvert, l'infime informations obtenues sur ces réservoirs sera exploitée pour avoir une idée sur les réserves totales en place et les réserves récupérables. Suite à ça la délinéation commencera par l'implantation des nouveaux puits afin de délimiter les compartiments de réservoir, les faciès, le réseau de fractures ainsi que l'emplacement du réservoir dans le gisement.

Toutes les informations acquises des étapes précédentes seront utilisées pour engager des études d'ingénieries à fin d'établir un plan de développement avec des scénarios de production assurant un taux de récupération des hydrocarbures élevé avec une rentabilité économique du projet.

Le plan de développement consiste principalement à définir l'implantation des puits (emplacement, type, trajectoire). Suite auquel par scenario de production on désigne les options d'exploitation des réservoirs à savoir le type de récupération (primaire, secondaire ...etc.), le débit de production ou d'injection, ce plan doit être ajusté durant la vie du gisement afin d'améliorer le rythme d'exploitation du réservoir et s'adapter ainsi aux changements des contraintes technico-économiques (Satter and Iqbal, 2016b).

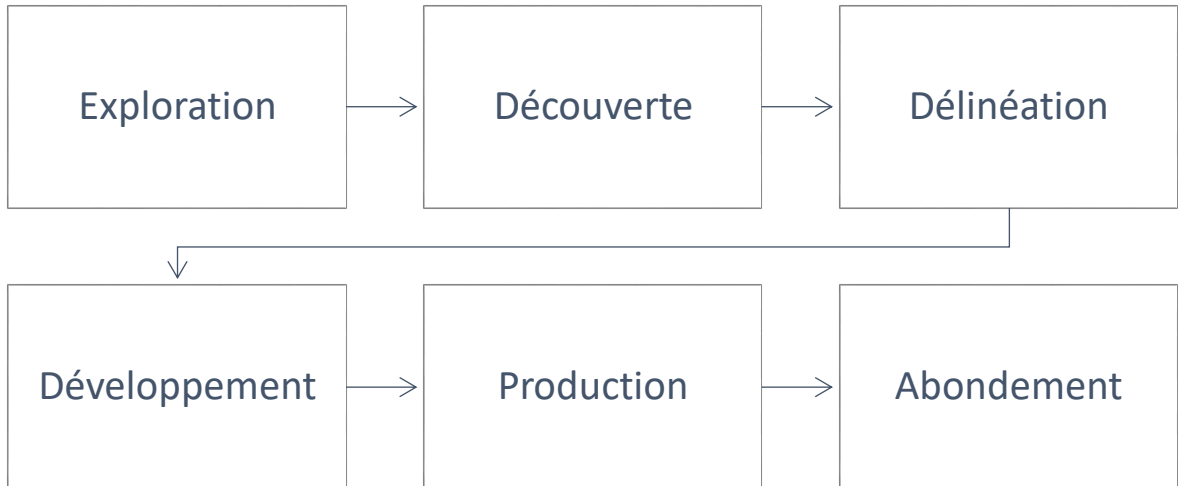


Figure 1.1 - Cycle de vie d'un réservoir d'hydrocarbure

Vu la complexité du problème, la réalisation d'un plan de développement rigoureux ne peut se faire actuellement qu'en faisant appel à la modélisation numérique et l'application intensive des ordinateurs.

Cette modélisation consiste à élaborer :

- Un modèle statique (géostatistique) représentant l'état et le comportement du milieu poreux ;
- Un modèle dynamique pour la description du comportement phasique du fluide, interaction de ce dernier avec le milieu poreux, ainsi que les scénarios d'exploitation et les contraintes technico-économiques de production.

Ces modèles sont réajustés au fur et à mesure de l'exploitation de gisement et ce par un processus appelé History-Matching.

Cependant dans les réservoirs fracturés, les fractures naturelles sont évidemment un paramètre clé pour l'exploitation optimale des réservoirs. En conséquence leur modélisation sur la base des principes physiques et des données techniques est cruciale pour leur emploi dans le modèle numérique pour les études de développements des champs.

## 1.2 Les réservoirs fracturés

Parmi, les réservoirs pétroliers découverts, les réservoirs fracturés renfermeraient entre 20 à 25% des réserves mondiales en hydrocarbures (Delorme, 2015). Ces réservoirs sont présentés

géologiquement comme des roches qui ont perdu leur état initial continu ou de cohésion sous l'effet du tassement, de la diagenèse et de la déformation. Cette perte de cohésion ou fracturation de la roche joue un rôle crucial pour l'exploitation des différentes classes des réservoirs fissurés vu qu'elle affecte directement la performance de production tant qu'en récupération primaire qu'en récupération secondaire ou tertiaire.

Il apparaît donc primordial de bien définir les classes de réservoir afin de mieux caractériser et donc exploiter son potentiel de production.

### 1.2.1 Classification des réservoirs fracturés

Selon les caractéristiques conjuguées de milieu matricielle ( $m$ ) et des fractures ( $f$ ) Nelson a classifié les réservoirs fracturés par l'étude de la contribution des fractures dans la porosité<sup>1</sup> et la perméabilité<sup>2</sup> de la roche et donc sur le stockage et l'écoulement des fluides (Nelson, 2001). Quatre types de réservoirs sont référenciés comme dans la **Figure 1.2**, avec des stratégies de production différentes adaptées selon le type de réservoir considéré.

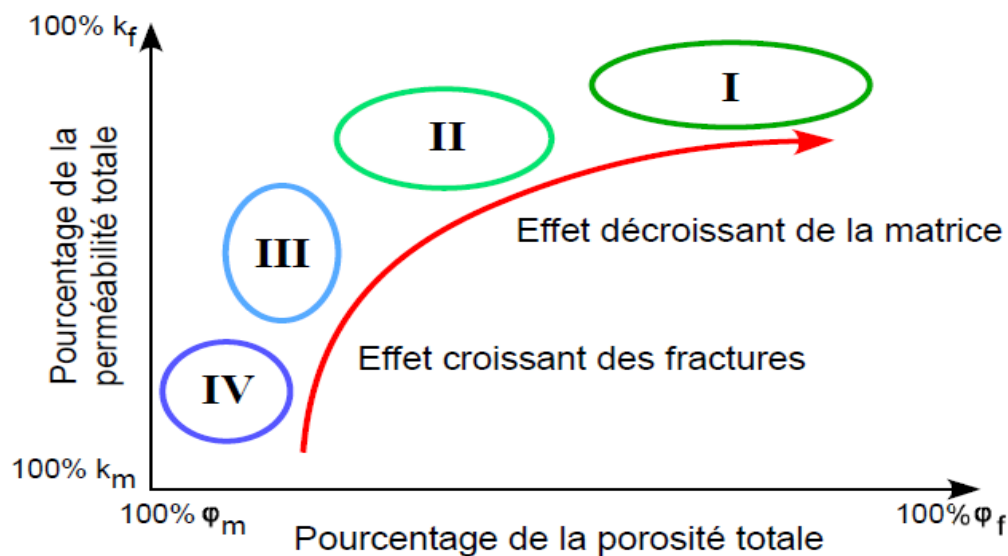


Figure 1.2 - Classification des réservoirs fracturés, d'après (Nelson, 2001).

---

<sup>1</sup> La porosité est le pourcentage des vides connectés entre eux et avec le puits présent au sein de la roche.

<sup>2</sup> La perméabilité est l'aptitude d'une roche à se laisser traverser par un fluide.

Ces types de réservoirs fracturés avec leur stratégie de production sont présentés comme suivant :

**Type I :** Pour les réservoirs de ce type, les réserves en place sont inférieures à 30% de ceux des réservoirs en exploitation (Vitel, 2007) (Ex. les champs Amal en Lybie et Ellen-burger en Texas).

La matrice possède des caractéristique petro-physique médiocre, et l'essentielle de circulation et de stockage est assuré par des fractures dont l'intensité et les largeurs sont très grandes.

- *Stratégie de production :* L'estimation des réserves récupérables se fait principalement par l'évaluation de la porosité et la perméabilité du système matrice-fractures à partir des données des puits. Les puits sont caractérisés par des aires de drainage très large, dont la forme est difficile à préciser, et des indices de productivité importants (Delorme, 2015). Pour ces puits la production est caractérisée par des forts taux de déclin et des apparitions précoces d'eau. De plus après une bonne caractérisation des réseaux de fracture l'exploitation de ce type de réservoirs nécessite un nombre de puits limité très bien positionné.

**Type II :** L'essentiel de la perméabilité du réservoir est assuré par les fractures, tandis que la capacité de stockage est majoritairement assurée par la matrice rocheuse peu perméable. Pour ce type les réserves sont supérieures à 25% de ceux des réservoirs en exploitation (Vitel, 2007) (Ex. les champs Agha Jari en Iran et Rangely en Colorado). L'efficacité d'écoulement à l'intérieur de ces réservoirs dépend principalement de la qualité des échanges entre la Matrice et la Fracture.

- *Stratégie de production :* la charge des hydrocarbures dans la matrice est généralement drainée par le réseau de fractures, de ce fait les débits aux puits sont importants mais avec des venues fréquentes d'eau. Pour ce type de réservoir la récupération secondaire est désastreuse s'il n'y a pas une bonne communication fractures-matrice et les fractures peuvent se fermer si une surpression s'applique sur leurs côtés.

**Type III :**

La matrice représente la capacité principale de stockage et d'écoulement dans le réservoir. Alors que les fractures jouent le rôle d'une perméabilité additionnel à la bonne perméabilité de la matrice, ce qui donne des réservoirs avec une production intéressante. Pour ce type les quantités en place sont trop limitées < 20% des réserves dans les champs en exploitation (Vitel, 2007) (Ex. Kirkuk en Iraq, et Hassi Messaoud en Algérie).

- Stratégie de production : l'exploitation de ce type des réservoirs peuvent être assuré par un rythme fort de production au niveau des puits, le réservoir généralement caractérisé par une bonne continuité et une perméabilité fortement anisotrope. La récupération secondaire, évolue d'une manière inhabituelle. De plus les corrélations entre les logs et les tests dynamiques au niveau des puits sont souvent pauvres.

### **Type IV :**

Pour les réservoirs de type IV, les fractures réagissent comme des barrières à l'écoulement et ne contribuent pas à la capacité de stockage ou d'écoulement du réservoir, mais créent une anisotropie (barrières), qui donne des réservoirs structurellement subdiviser. Les quantités en place sont modérés > 10% des réservoirs en exploitation (ex. Jabuti au Brésil) (Delorme, 2015).

- Stratégie de production : la subdivision de réservoirs sous forme des compartiments par les barrières des fractures génère pour chaque compartiment une capacité de récupération différente de l'autre. En plus la performance du réservoir et la récupération des puits sont difficile à maîtriser par un modèle prédictive vue la complexité et la forte hétérogénéité de milieu d'écoulement.

La caractérisation précise des fractures dans le modèle géologique 3D et la quantification correcte de leur propriété petro-physique est primordiale pour une meilleure exploitation des réservoirs fracturées de tout type. En plus de ça leur maîtrise nécessite de bien comprendre les enjeux d'influence des fractures sur la qualité des réservoirs, et cela afin de mettre en place d'un équilibre entre la bonne production à courte terme et les venues précoces d'eau à long terme.

### **1.2.2 Influence des fractures naturelles sur la qualité des réservoirs.**

Les fractures naturelles présentent au sein des réservoirs un deuxième système avec des propriétés petro physique (ex. porosité et perméabilité) différentes de celles de la matrice environnante. De ce fait le comportement hydrodynamique de ces réservoirs est principalement fonction des paramètres caractérisant leur fracturation, données par :

- L'intensité des fractures ;
- L'état d'ouverture des fractures (fracture ouvertes, fractures vacuolaires) ;
- Leur type de remplissage ;

- La connectivité entre les fractures et ainsi la configuration de leur réseau.

Dans une roche réservoirs les fractures peuvent apparaître à un certain degré suivant l'historique de genèse. La présence de ces fractures affecte considérablement l'écoulement dans le réservoir elles peuvent favoriser l'écoulement des fluides dans la roche (la perméabilité de fractures plus forte que celle de la matrice cas des fractures ouvertes) comme elles peuvent se présenter comme des barrières à l'écoulement (la perméabilité de fractures plus faible que celle de la matrice cas des fractures remplies). De ce fait elles ont une grande influence non seulement sur le forage des puits et le rythme de production mais aussi sur le taux de récupération global des réservoirs.

Également, les fractures peuvent influencer négativement sur la production par le fait qu'elles favorisent les percés rapides d'eau ou des fluides injectés lors de la récupération assistée, le champ de Rhoude El-Baguel (Hassi-Messaoud Algérie) et le champ de Prudhoe Bay au Canada se sont des exemples des champs contenant des fractures conductrices avec des effets négatifs sur la production. En revanche une caractérisation meilleure du comportement géométriques et hydrodynamique de ces réservoirs peuvent mener à un ajustement dans leur qualité via la stimulation par fracturation hydraulique ou par le colmatage des zones hautement perméables, ce qui ainsi agit positivement sur la production (ex. le champ de pétrole d'Agha Jari, Zagros Mountains, Iran) (McQuillan, 1973).

### **1.3 Caractérisation et modélisation des réservoirs fracturés**

La caractérisation et la modélisation des réservoirs naturellement fracturés RNF est une pratique primordiale pour la bonne exploitation des réserves en place, vu son utilité non seulement pour la conception de modèle statique, qui renferme tout l'information sur la morphologie de réservoir les types des roches, des fractures et la distribution spatiale des paramètres petro-physique, mais aussi pour la modélisation dynamique qui spécifiée l'interaction entre la roche et le fluide ce qui est nécessaire pour la sélection des scénarios de développement. En revanche la caractérisation des RNF se présente comme un processus délicat en raison de la complexité et l'hétérogénéité des milieux fracturés d'une part et de l'impossibilité d'accéder aux informations exactes sur le réservoir d'autre part.

La formulation d'un tel réservoir RNF aussi complexe en un modèle 3D implique l'emploi des techniques numériques spécifiques pour bien appréhender les phénomènes de fracturation dans leur



ensemble, en conséquence la modélisation des RNF est une tâche plus difficile qu'une modélisation standard et elle est subdivisée en plusieurs étapes comme ci-après.

### 1.3.1 Modélisation structurale

L'objectif de cette modélisation consiste à décrire géométriquement le réservoir par un réseau de mailles de dimensions qu'il faudra choisir convenablement ce en exploitant l'ensemble des données géologiques et géophysiques disponibles. Tant l'étude détaillée des failles et des fractures est primordiale pour le choix des dimensions des mailles, car elles reflètent le degré d'hétérogénéité du milieu.

Généralement dans la modélisation des RNF et après l'acquisition des données sur les éléments constructifs de réservoir (c.à.d. les couches sédimentaires, les failles/fractures, le contact avec l'aquifère, le toit et le mur de réservoir) la modélisation structurale s'engage afin de construire la morphologie 3D de réservoir comme suivant :

**Modélisation des failles :** Le processus de cette modélisation consiste à définir les failles dans le modèle géologique qui serviront de base pour générer la grille 3D. Ces failles sont conçues principalement par des piliers dans la forme (linéaire, verticale, courbé, ...etc.) est adopté pour que les failles dans la grille 3D soit hautement similaire aux failles générées par l'interprétation sismique. Ceci est illustré par l'exemple de notre cas de modélisation d'El Gassi voir :

**Figure 1.3(a)** représente le réseau des failles obtenu par l'interprétions sismique de champ d'El Gassi

**Figure 1.3(b)** représente l'interprétation de ces dernières par un modèle des failles géométriques dans la grille 3D.

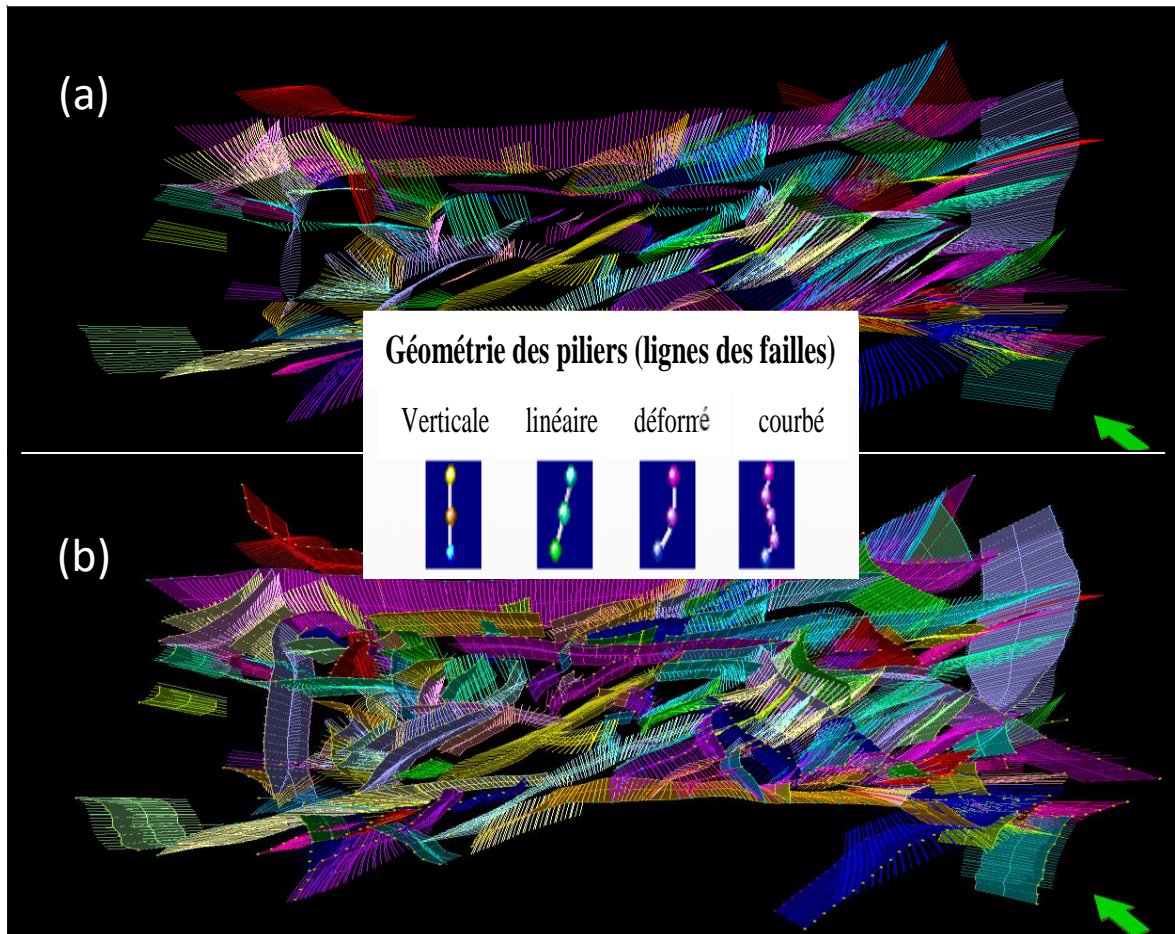


Figure 1.3 - (a) Failles sismiques d’El Gassi, (b) failles géométriques dans la grille 3D.

- **Processus du Maillage** : ce processus qui est appelé « Pillar-Gridding » et qui vient après la modélisation des failles sert à la génération des horizons majeurs présents dans le réservoir à savoir le Socle, les Isochores et le Toit du réservoir. L'ensemble de ces trois grilles et du modèle de failles constitue la squelette 3D à l'intérieur duquel les différentes couches avec leurs caractéristiques pétro physiques seront insérées.
- **Subdivision verticale de réservoir (Make Horizons)** : ce processus fournit la base sédiment-logique pour intégrer l'information géologique au sein de le squelette 3D de réservoir. Cependant, certaines des caractéristiques qui sont fondamentales pour définir ces subdivisions peuvent seulement être reconnues à partir de caractéristiques subtiles dans la carotte.

Dans cette étape et pour le réservoir d'El Gassi les données de crotte ont été couplées avec les données de diagrapie pour faire le découpage stratigraphique des puits qui est utilisé pour corrélérer les puits à travers le champ et donc délimiter les différentes subdivisions de réservoirs comme le montre la (Figure 1.4).

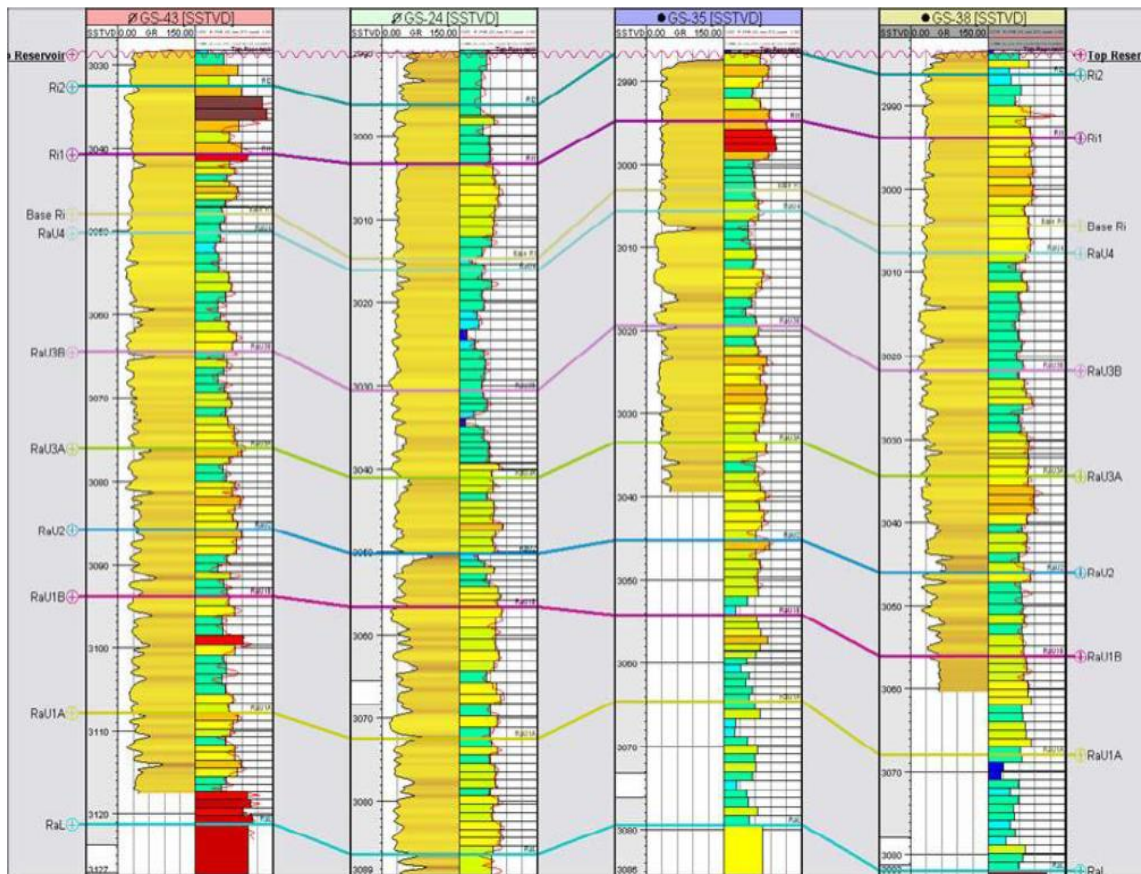


Figure 1.4 - Corrélation régionale des zones du réservoir d'El Gassi

### 1.3.2 Modélisation statique des RNF

Le maillage majeur, et la subdivision stratigraphique, sont les dernières étapes dans la modélisation structurale, permettent ainsi de construire le modèles volumique 3D sur la base duquel la modélisation statique se lancée comme suite :

#### 1.3.2.1 Modélisation stratigraphique :

C'est l'étape de la construction d'un modèle stratigraphique qui sert comme un support de calcul (Scheidt, 2006) par la discrétisation du modèle structural sur un maillage cartésien fin. Le niveau de la discrétisation et choisi pour bien capturer l'hétérogénéité du réservoir, voir l'exemple de la

**Figure 1.5** issu de cas d'El Gassi. Également les compartiments du réservoir avec des propriétés pétro-physiques similaires sont modélisée à l'aide d'un seul ensemble des données d'entrée.

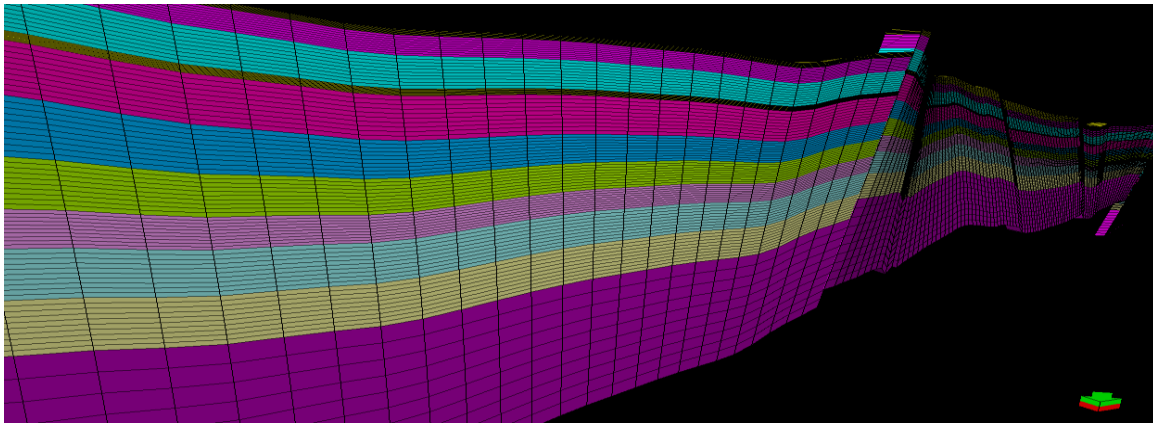


Figure 1.5 - Section vertical de réservoir d'El Gassi après la modélisation stratigraphique

### 1.3.2.2 Modélisation des faciès :

Consiste à distribution des faciès à travers le modèle cellulaire. Également un faciès caractérise les conditions sédimentaires et environnementales du sous-sol, chaque faciès ayant des propriétés spécifiques (type de roche, perméabilité, porosité, etc.). De ce fait cette modélisation consiste en la détermination de la géométrie et les proportions de chaque faciès et leur attribue des propriétés pétro-physiques afin de définir les séquences de réservoir ainsi que les principaux horizons. La (Figure 1.6) montre la distribution des faciès dans le réservoir d'El Gassi.

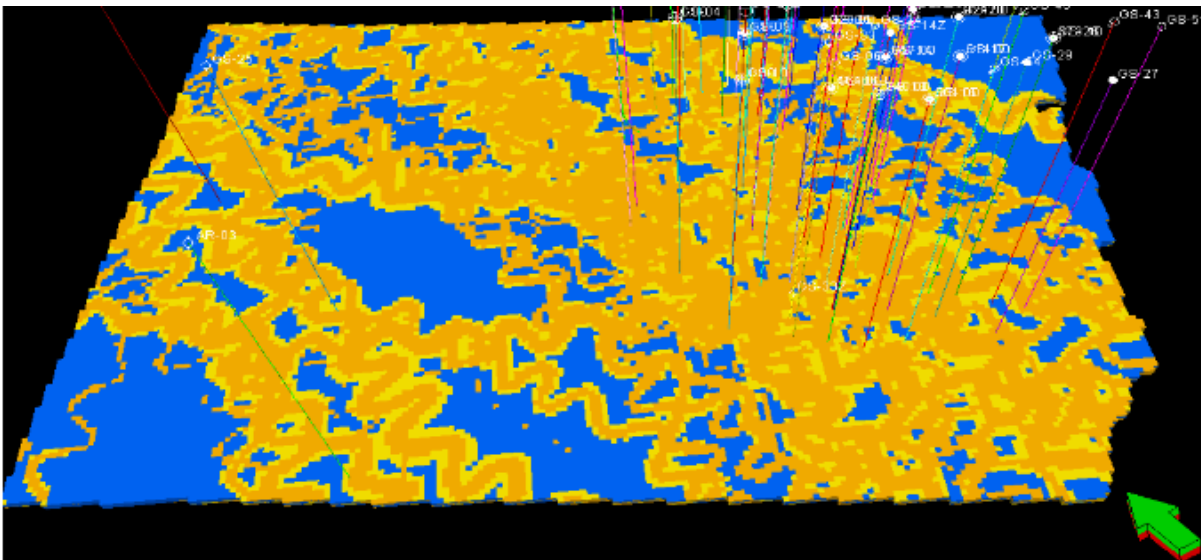


Figure 1.6 - Modèle stochastique 3D des faciès de réservoir d'El Gassi



### 1.3.2.3 Modélisation 3D des propriétés pétro-physiques

La régionalisation des propriétés principales de réservoirs (porosité, perméabilité, saturations) est une étape qui sert principalement à l'estimation de volume poreux, des réserves en place, ainsi que à l'évaluation de l'hétérogénéité de réservoir. Elle commence par le processus de la mise à l'échelle et ainsi l'attribution à chaque cellule au niveau de puits, une seule valeur des propriétés pétro-physiques (moyenné sur les données des diagraphies). La distribution de ces propriétés sur l'ensemble du modèle se fait par des techniques mathématiques appropriées (ex. Krigeage). La **(Figure 1.7(a))** présente la mise à l'échelle des diagraphies dans le réservoir d'El Gassi et la **(Figure 1.7(b))** présente la distribution de porosité.

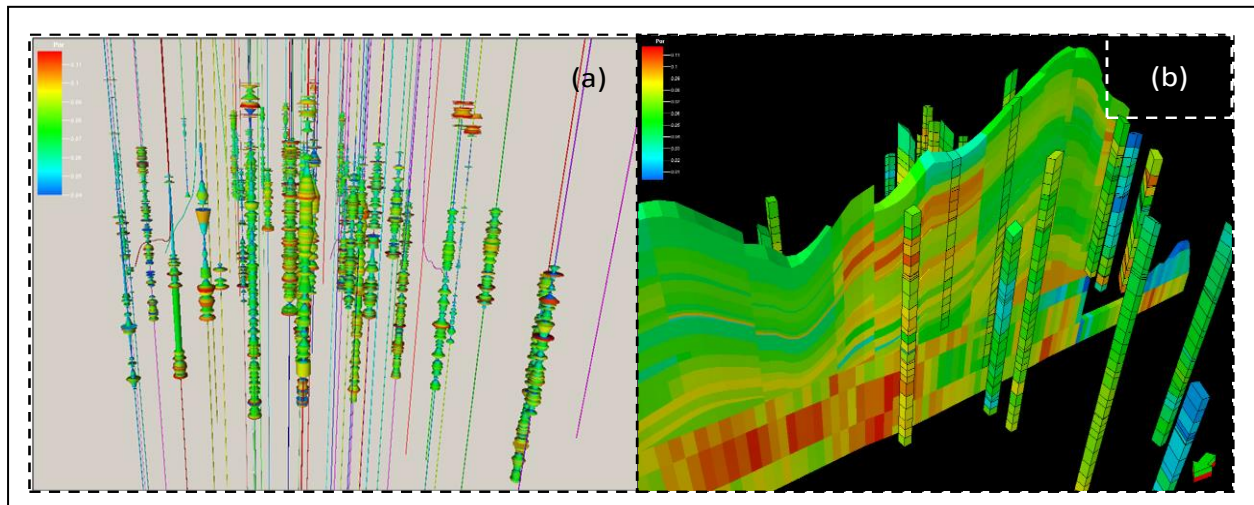


Figure 1.7 - (a) Upscaling des logs des puits. (b) Distribution des propriétés entre puits.

La modélisation RNF nécessite une étape supplémentaire par rapport au réservoir conventionnel et qui consiste en la caractérisation des fractures. Cette étape comprend la mesure des propriétés des fractures (dimension, orientation, intensité, transmissibilité, porosité...etc.) aux endroits locaux (c.à.d. puits) ainsi que sa modélisation via des approches spécifiques sur la totalité de réservoir.

### 1.3.2.4 Modélisation de réseau de fractures

La modélisation des milieux avec haute densité/intensité des fractures est assurée par plusieurs méthodes qui diffèrent suivant la stratégie de génération des fractures pour honorer l'hétérogénéités de milieu réel au sein de modèle cellulaire (grille 3D de réservoir) (Macé, 2006). De ce fait, les fractures peuvent être désignées soit explicitement par des zones étroites hautement perméables ou

implicitement par des milieux poreux avec des propriétés distinctes par rapport à ceux de la matrice rocheuse environnante, une illustration de ces deux méthodes est présentée dans la (**Figure 1.8**).

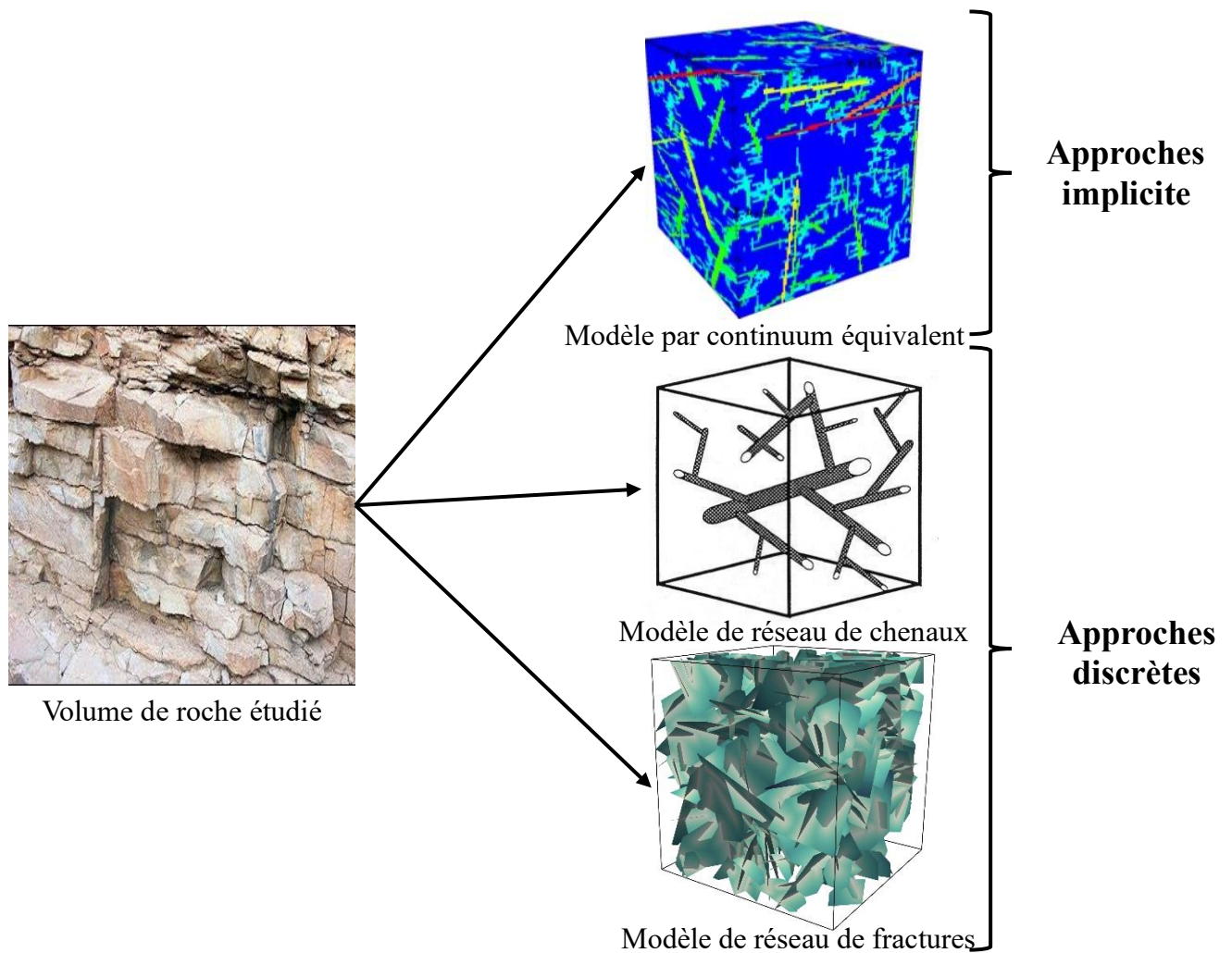


Figure 1.8 - Approches de modélisation d'un volume rocheux fracturé. Issu de (Sahimi, 2011)

Ces deux approches implicites et explicites et qui sont les plus utilisées pour la modélisation conceptuelles/statique des fractures sont présentées comme suivant :

**a) Approche implicite :**

Dans cette approche le domaine du réservoir est modélisé par deux milieux, un pour représenter les propriétés de la matrice et l'autre pour les fractures. Dans ce dernier les fractures sont présentées comme une propriété volumétrique au sein d'une grille de telle sorte que les propriétés employées reflètent l'impact des fractures sur les roches comme montre la (**Figure 1.9**).

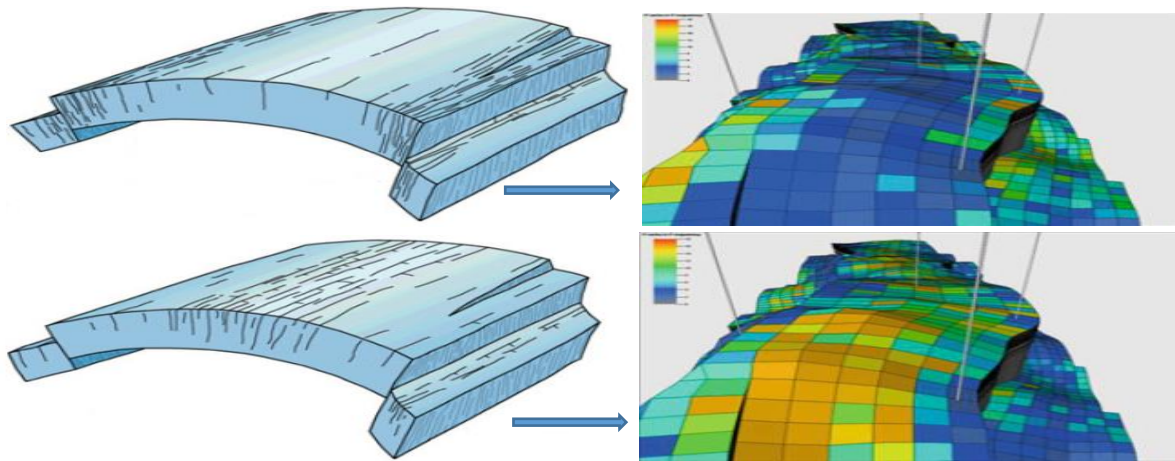


Figure 1.9 - Représentation des propriétés des fractures sur le modèle Geo-cellulaire 3D. Issu de (Ringrose and Bentley, 2016)

Les deux milieux employés sont présentés par deux grilles existant dans le même espace géographique en plus leur hétérogénéité est décrite par deux ensembles de paramètres équivalents, un pour les fractures, et l'autre pour la matrice. Ces deux milieux sont modélisés au sein du logiciel Eclipse (Schlumberger) par des mots clés spécifiques, qui sont présentés comme dans la (Figure 1.10).

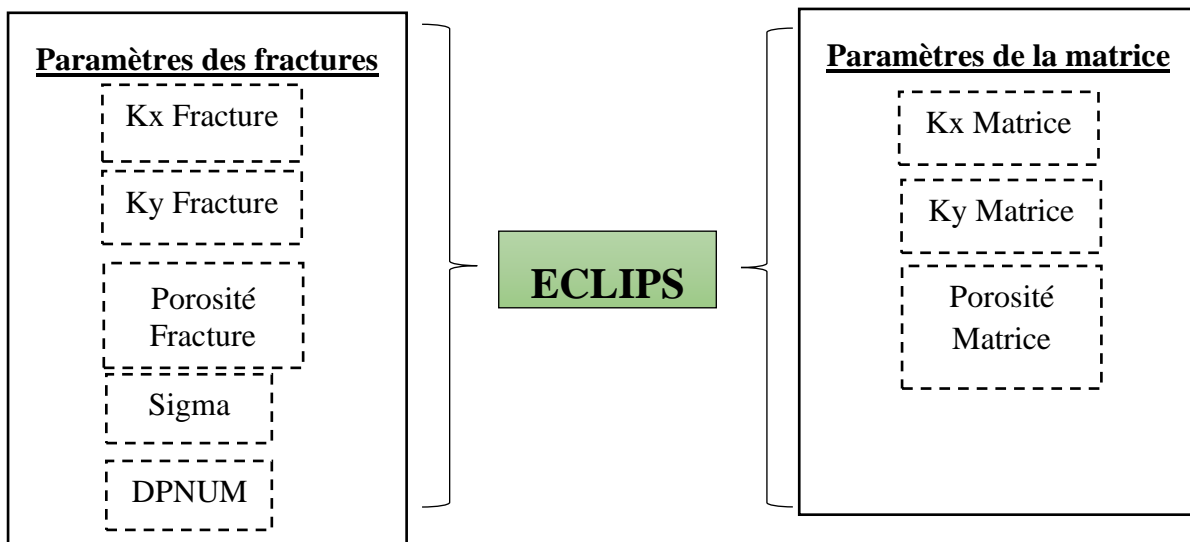


Figure 1.10 - Paramètres pour la modélisation fracture & matrice dans ECLIPSE

**a) Approche explicite :**

Les approches explicites de modélisation des fractures sont généralement décrites comme des modèles à réseau de fractures discrètes (DFN). Ces modèles assurent la prise en compte de

l'influence de toutes les fractures, quelles que soit leurs dimensions, contrairement aux modèles précédents. Aussi les DFN impliquent la représentation tridimensionnels et discrètes de réseau de fractures généré d'une manière stochastique ou par le processus fractal (Macé, 2006). Cette modélisation permet de bien représenter la matrice dans la première étape puis elle fait introduire non seulement la distribution spatiale des fractures mais aussi les caractéristiques des fractures individuelles tell que la connectivité, transmissibilité, densité...etc.

L'impératif d'une telle modélisation réside donc dans une représentation efficace et réaliste de la géométrie de zones fracturées ainsi que leurs propriétés physiques. L'intérêt de ces modèles réside dans la flexibilité et la fidélité qu'ils offrent (Jorand, 2007). En revanche cette modélisation explicite engendre des difficultés de natures physiques (lors de l'acquisition des données et la conception des éléments de la fractures discret) et numériques (lors de la modélisation d'écoulement dans chaque fractures individuelle) ce qui rend la résolution de l'écoulement dans ces systèmes très onéreux en temps de calculs et en espace de stockage mémoire.

Les modèles DFN sont largement utilisés pour les systèmes monophasiques (ex. aquifère). Et vue l'effort computationnel requis ils ne sont pas pratiques pour la modélisation complète des réservoirs pétroliers (Niven and Deutsch, 2009). Par contre ils sont employés avec succès pour la modélisation de la zone de réservoir qui se situe au bord des puits dans le but de calage des données des essais des puits, également les résultats de cette modélisation explicite locale (à l'échelle des puits) peuvent être utilisée comme des inputs pour la modélisation implicite complète des réservoirs sous le pratique de la modélisation hybrides (Ringrose and Bentley, 2016).

En règle générale, les modèles statiques sont construits à une résolution très élevée (plusieurs millions de cellules), pour capturer les caractéristiques structurelles (ex. les couches, les fractures) et refléter l'hétérogénéité géologique dans tout le réservoir, mais en raison de contraintes de calcul ces modèles à haute résolution sont convertis sous le processus de la mise à l'échelle « Upscaling » en une grille de simulation moins fine caractérisée par des paramètres équivalents en chaque bloc/cellule, voir la (**Figure 1.11**) (Niven and Deutsch, 2009; Jerbi, 2017). Autrement le processus de changement d'échelle assure l'homogénéisation des propriétés des zones réservoirs dont les



dimensions dépassent celles du Volume Élémentaire Représentatif (VER)<sup>3</sup> (Vitel, 2007; Jerbi, 2016).

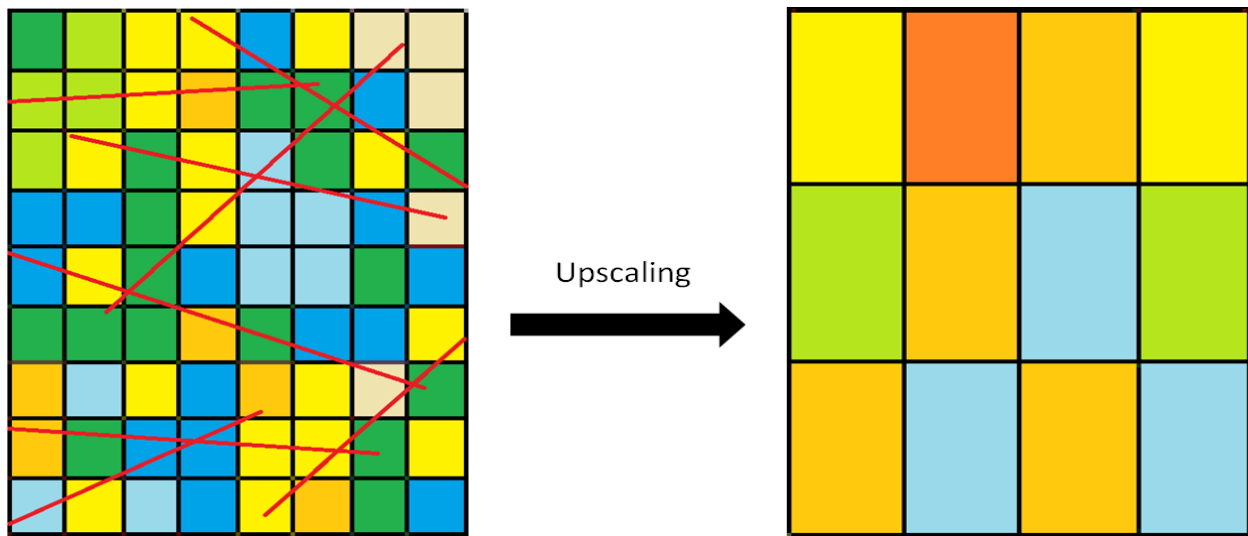


Figure 1.11 - Upscaling d'un DFN fin vers un modèle plus grossier. D'après (Jerbi, 2016).

### 1.3.3 Modélisation dynamique des RNF

Après la modélisation géo-cellulaire des propriétés pétro-physiques du réservoir et la modélisation des fractures dans le réservoir, la modélisation des écoulements intervient pour spécifier le rôle des fractures naturelles dans la performance du réservoir, et donc elle se présente comme une clé d'accès au réservoir qui permet de prévoir le comportement des fluides en place. De ce fait et grâce à la simulation d'écoulement, on peut étudier divers scénarios (plan de production/d'injection, l'effet de nouveaux forages ...etc.) pour définir la manière optimale d'exploitation du réservoir.

Pour atteindre cet objectif, une simulation d'écoulement dans un RNF nécessite la traduction de contexte physique de réservoir défini par le degré d'hétérogénéité du milieu géologique (fractures, faciès...) et du type d'écoulement (monophasique, diphasique), aussi clarifier par les procédures

---

<sup>3</sup> Le VER : est le volume minimal requise de milieux hétérogène (RNF), à l'intérieur duquel les propriétés pétro-physiques peuvent d'être correctement homogénéisées afin de donner au maillage grossier un comportement physique représentatif de celui du domaine original (c.à.d. grille fin).

d'observation expérimentale et l'analyse paramétrique (Ding, Wu and Jeannin, 2014) en un modèle mathématique qui représente ce système en fonction des variables d'observation.

### 1.3.3.1 Modélisation physique et mathématique des RNF

Afin de pouvoir prendre en compte simultanément le procédé d'exploitation, la complexité du milieu poreux et le type d'écoulement, différents modèles pour décrire le comportement physique des fluides ont été mis en place et d'écrits dans la littérature. Dont les plus utilisés sont :

- b) Les modèles ("Black-Oil" en anglais) qui permettant de modéliser des gisements avec des huiles renferment une fraction de gaz dissoute et possèdent des propriété PVT qui sont simplement fonction de pression (Fetel, 2007).
- c) Les modèles compositionnels qui sont employés dans le cas où la composition des fluides change significativement lors de l'exploitation de réservoir. Ce modèle demande beaucoup de ressources de calcul par rapport à la simulation "Black-Oil" (Satter and Iqbal, 2016a).

La modélisation mathématique de l'écoulement des fluides dans les réservoirs est fondée sur la prise en compte de deux lois physiques fondamentales, la loi de darcy et la loi de conservation de la masse.

**La loi de darcy** qui est une loi empirique développée par Henry Darcy en 1856 (Darcy, 1856), elle exprime que la vitesse d'écoulement de chaque phase fluide  $\vec{v}_p$  est une fonction directe de gradient de pression. La formulation de la loi de Darcy est donnée par :

$$\vec{v}_p = -\frac{\bar{K}k_{rp}}{\mu_p} \cdot \vec{\nabla}(P_p + \rho_p g) \quad \text{avec } p = \text{huile, eau, gaz} \quad (1)$$

Où :  $(\bar{K})$  est la perméabilité de milieu poreux sous sa forme tensorielle ;  $(g)$  représente l'accélération de la pesanteur ;

$\mu_p$  ,  $P_p$  et  $k_{rp}$  représentent la viscosité, la pression et la perméabilité relative<sup>4</sup> de la phase  $p$  respectivement

---

<sup>4</sup> La perméabilité relative exprime l'aptitude de la roche de laisser circuler un fluide  $p$  a la présence d'autre fluides dans le milieu d'écoulement.

**La loi de conservation de masse** elle exprime que la variation de masse d'une phase fluide (eau/huile/gaz) dans un volume du milieu poreux donné, en l'absence de réaction chimique, est égale à la différence entre la quantité entrante et sortante de cette phase pendant un temps donné. La loi de conservation de masse pour chaque phase elle s'écrit comme suit :

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho_p s_p \phi) + \nabla(U_p \rho_p) = q_p \quad (2)$$

Où :

- $\rho_p, s_p$  et  $U_p$  représentent respectivement la densité, la saturation et la vitesse d'écoulement de la phase  $p$  ;
- $(q_p)$  représente le débit d'injection(+ $q_p$ )/production(- $q_p$ ) de la même phase ;
- $(\phi)$  représente la porosité.

En prenant en compte ces loi empiriques, l'implémentation mathématique des différents processus physiques d'écoulement multiphasique dans les roches fracturées ainsi que le mode de transfert des fluides entre les deux milieux de la roches (fractures et matrices) est effectué par plusieurs méthodes tel que les méthodes milieux discrets, les méthodes simple/double/multi milieu ...etc. Dans cette section, nous présentons les modèles conceptuels les plus utilisés pour la simulation d'écoulement dans les réservoirs fracturés.

#### a) **Modèle simple milieu**

Le modèle à simple milieu ou le modèle à simple porosité (SP), considère le domaine fracturé comme un milieu très homogène représenté par un modèle cellulaire grossier avec des propriétés équivalentes constantes pour chaque cellule (la perméabilité équivalente sera soit la perméabilité des fractures seul, ou une perméabilité fusionnée entre les deux milieux fracture-matrice (Vitel, 2007)). Le modèle SP effectue la simulation sur un seul maillage et une seule équation d'écoulement est résolue sur la grille de réservoir. Dans le cas d'écoulement multiphasique la simulation SP consiste à résoudre le système d'équations mathématiques extrait de la combinaison des **Eq.1** et **Eq.2**, cela pour chaque phase comme suivant :

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho_p s_p \phi) + \nabla \left( \frac{\bar{K} k_{rp}}{\mu_p} \cdot \vec{\nabla}(P_p + \rho_p g) \cdot \rho_p \right) = q_p \quad (3)$$

$$\sum_p s_p = 1 \quad p = \text{huile, eau, gaz} \quad (4)$$

Aussi, ces équations, sont bornées par les conditions aux limites pour avoir bien défini l'écoulement diphasique dans le réservoir simulé.

Selon la méthode de représentation des fractures dans le modèle cellulaire deux approches de simulation simple milieu sont utilisées.

- La première consiste à simuler l'écoulement sur un maillage très fin avec des blocs représentant bien les propriétés des fractures et de la matrice, cette approche est connue par DFM les modèles discrets en fractures et en matrice ou « Discret Fracture Matrix/Model » (Gong *et al.*, 2011; Gong and Qin, 2012).
- La deuxième approche connue sous le nom par réseau discret de fractures DFN (Discrete Fracture Network), consiste à simuler l'écoulement sur un maillage qui représente seulement le réseau de fracture avec la prise en compte de l'alimentation de ce dernier par les fluides des blocs matriciels (huile, gaz...), (Landereau, Noetinger and Quintard, 2001; Fournon *et al.*, 2013).

Ces dernières années, cette approche (SP) a trouvé une large application pour la modélisation d'écoulement lors de la fracturation hydraulique dans les réservoirs non-conventionnelle (ex., (Wu, 2015)). Ainsi que pour l'étude des effets des fractures naturelles sur la simulation de la fracturation hydraulique (Y. Zee Ma and Holditch, 2015).

### **b) Modèle double milieu**

Les modèles doubles milieux considèrent que l'écoulement dans les fractures est plus rapide que dans la matrice et cette dernière par son rôle elle assure le stockage de la quasi-totalité des fluides d'une part, et de l'autre par elle assure l'écoulement de la matière stockée pour alimenter le réseau de fractures (Mustapha, 2005) ce milieu est schématisé par (Warren and Root, 1963) comme dans la **Figure 1.12**.

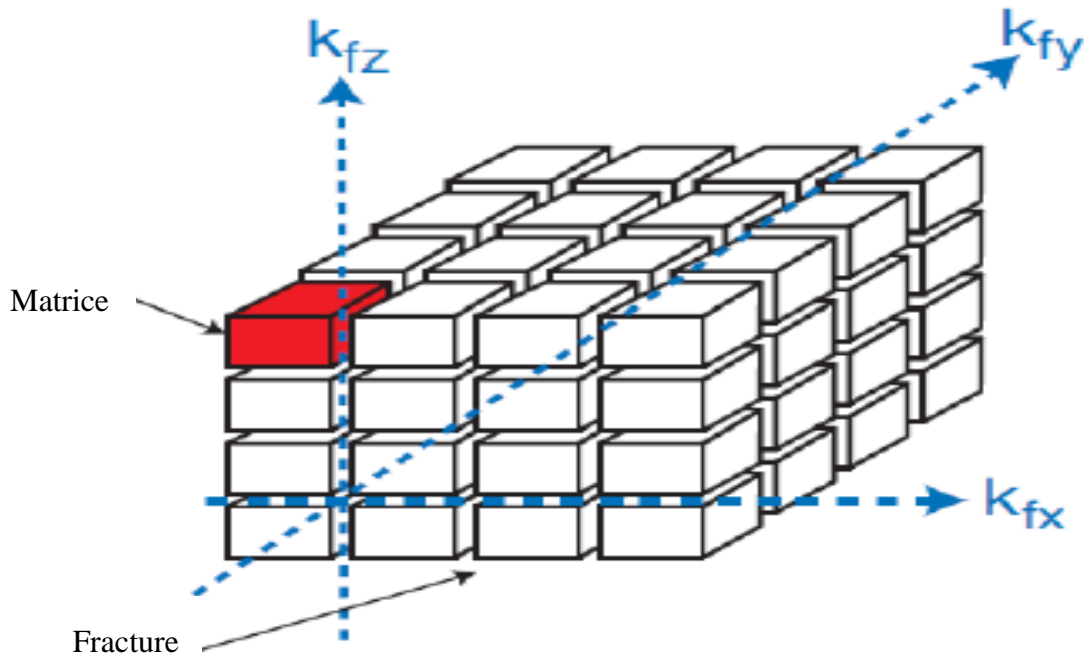


Figure 1.12 - Le modèle double milieu vu par Warren et Root.

Les modèles double milieux se subdivisent généralement en deux catégories :

- Modèles double porosité
- Modèles double porosité double perméabilité,

Également ces deux variantes sont les approches de modélisation les plus utilisées pour la simulation numérique des réservoirs fracturés aussi ils sont incorporés dans la plupart des simulateurs, ces idéalizations sont recommandées pour le traitement des réservoirs étendus vue leur aptitude d'une part à conserver la physique du procès par traitement découplés des deux milieux constructifs du réservoir, de l'autre à résoudre le système d'équations couplées des deux milieux.

Pour ce qui concerne les deux variantes du modèle double milieux. La première variante (double porosité) consiste à un modèle dans lequel les fractures sont interconnectées et forment ainsi un réseau qui assure la totalité d'écoulement et d'interaction avec les puits, cependant les blocs de la grille matricielle ne sont pas interconnectés, et il n'y a aucun écoulement entre eux (matrice-matrice), et cette dernière ainsi joue le rôle d'une source de matière (positive ou négative) pour échanger avec le réseau des fractures, comme il est illustré dans la (**Figure 1.13**).

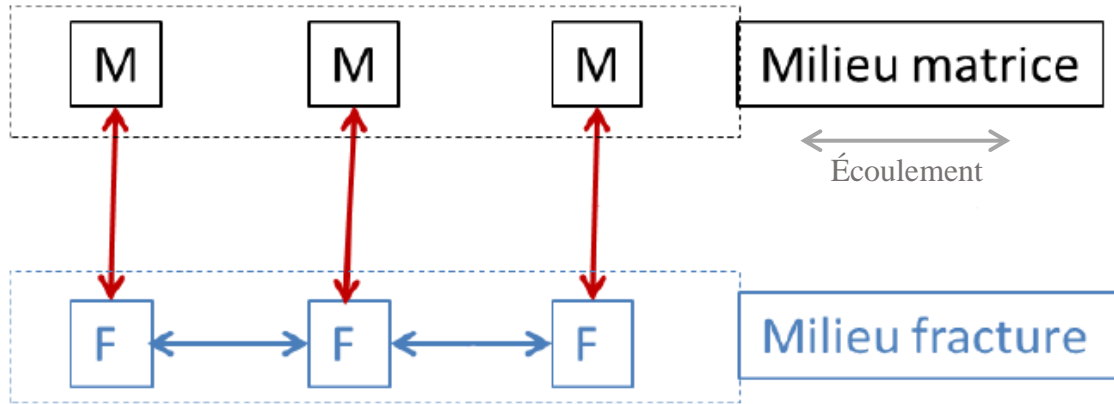


Figure 1.13 - Mécanismes d'écoulement dans un modèle double porosité/simple perméabilité.

Cette configuration est également notée modèle double porosité/ simple perméabilité, sa modélisation nécessite la définition d'un système double des équations qui décrivent l'écoulement dans les fractures et le transfert de fluide entre la matrice et le réseau de fractures donnée par l'**Eq.5**.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} (\rho_p^f s_p^f \phi^f) + \nabla \cdot \left( \frac{\bar{K}^f k_{rp}^f}{\mu_p} \cdot \vec{\nabla} (P_p^f + \rho_p g) \cdot \rho_p \right) + E_p^{m \rightarrow f} &= q_p^f \\ \frac{\partial}{\partial t} (\rho_p^m s_p^m \phi^m) - E_p^{m \rightarrow f} &= q_p^m \end{aligned} \quad (5)$$

Où :

- ( $m$ ) Représente le milieu matriciel
- ( $f$ ) Représente le milieu fracturé
- $E_p^{x1 \rightarrow x2}$  : Représente l'échange/ transfert de matière entre les deux milieux.

Cependant, la deuxième variante (modèle double porosité/double perméabilité), elle prend en compte la communication entre les blocs de la matrice, de ce fait en plus de l'écoulement fractures-matrice y a aussi de la circulation fluides matrice-matrice **Figure 1.14**.

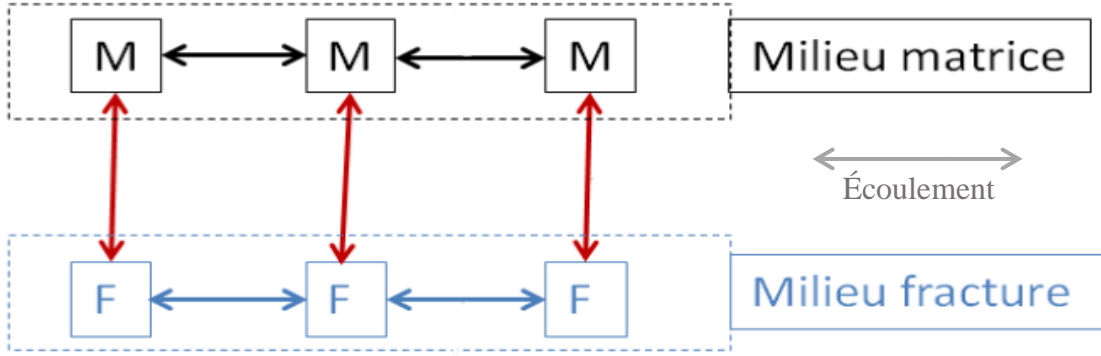


Figure 1.14 - Mécanismes d'écoulement dans un modèle double porosité/double perméabilité

La modélisation mathématique de l'approche double milieu nécessite la définition d'un système double des équations qui décrivent l'écoulement dans les deux espaces **Eq.6**.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} (\rho_p^f s_p^f \phi^f) + \nabla \left( \frac{\bar{K}^f k_{rp}^f}{\mu_p} \cdot \vec{\nabla} (P_p^f + \rho_p g) \cdot \rho_p \right) + E_p^{m \rightarrow f} &= q_p^f \\ \frac{\partial}{\partial t} (\rho_p^m s_p^m \phi^m) + \nabla \left( \frac{\bar{K}^m k_{rp}^m}{\mu_p} \cdot \vec{\nabla} (P_p^m + \rho_p g) \cdot \rho_p \right) - E_p^{m \rightarrow f} &= q_p^m \end{aligned} \quad (6)$$

Pour chaque phase fluide le terme d'échange s'écrit comme suit :

$$E_p^{m \rightarrow f} = -\sigma \bar{K}^m k_{rp}^m \frac{\rho_p}{\mu_p} (\Phi_p^f - \Phi_p^m) \quad (7)$$

Où :

- $(\Phi_p^f - \Phi_p^m)$  représente la différence de potentielle entre les deux milieux.
- $(\sigma)$  facteur de forme (Shape factor), unités de  $\text{ft}^{-2}$ . Le concept mathématique de ce facteur est bien détaillé dans (Warren and Root, 1963).

Contrairement au modèle à double porosité/double perméabilité, dans le modèle à simple perméabilité (**Eq.5**) le terme mathématique qui décrit l'écoulement dans la matrice est éliminé.

**Remarque :** les modèles double milieux considère que la fracture et la matrice sont homogènes et uniforme mais en réalité y a une grande hétérogénéité dans la configuration de chaque milieu, pour prendre en compte ces effets, des modèles triple milieux sont proposées. Ces modèles généralement consistent à traiter les différents niveaux d'hétérogénéité de la matrice ainsi que des fractures. Un

exemple populaire de ce modèle consiste à la conceptualisation du milieu fracturé avec trois compartiment la matrice les fractures principales qui forment le réseau global et les fractures secondaire qui assurent la connexion locale entre la dualité considérée [matrice-fracture principale] comme il est illustré dans la (Figure 1.15) (Wu, 2015).

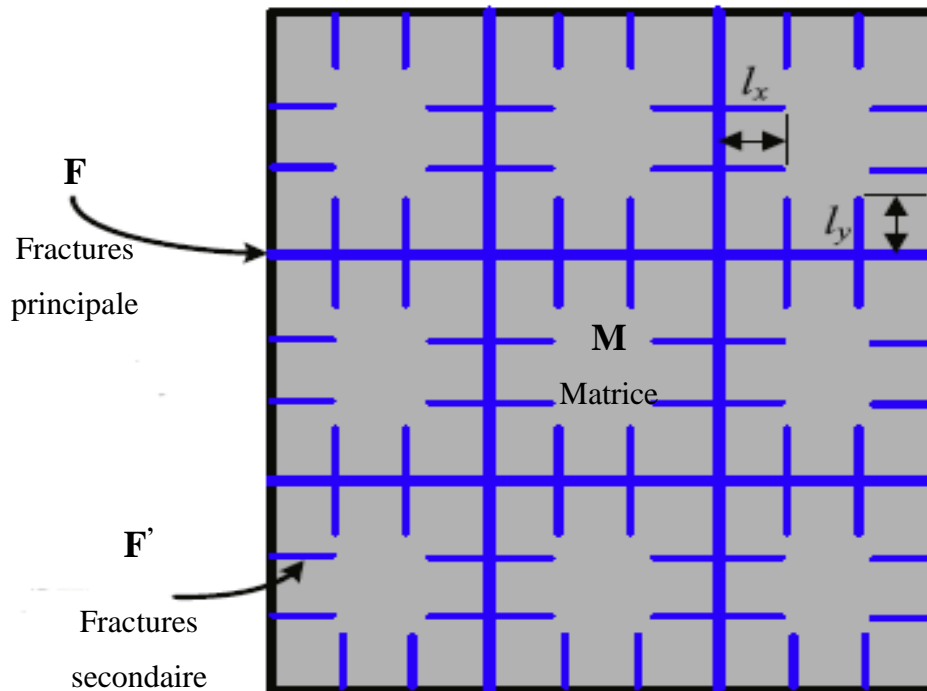


Figure 1.15 - Illustration d'un modèle triple milieu.

Les combinaisons entre les approches de modélisation statiques (explicites ou implicites) et les approches de modélisation dynamique (simples/ double milieux) sont tous possible et faisables dans le cadre de modélisation complète des RNF (Ringrose and Bentley, 2016). Dans le cas « El Gassi » la combinaison entre la modélisation statique implicite et la modélisation dynamique simple milieux a été employée pour décrire le réservoir de façon à honorer le compromis entre l'hétérogénéité et la faisabilité computationnelles.

### 1.3.3.2 Modélisation numérique et stratégie de résolution

Une fois la physique d'écoulement dans le milieux poreux des RNF est spécifiée, la modélisation mathématique vient pour présenter cette physique sous forme d'un système d'équations différentielles généralement de nature non linaires aux dérivées partielles EDP, ce système mathématique permet de mettre en relation les paramètres statiques (perméabilités, densités,



viscosités...) avec les inconnues dynamiques (pression, saturations...) pour bien décrire l'écoulement dans chaque milieux (matrice, fracture) de réservoir (voir la section précédente).

En générale ces équations différentielles sont presque toujours trop difficiles à résoudre analytiquement même pour une description simple des propriétés d'écoulement (Bond *et al.*, 2018). Cependant, des méthodes numériques sont proposées pour la résolution approximative de ces équations et cela pour chaque milieu, et à chaque point discret d'espace et de temps avec la prise en compte des conditions aux limites. Parmi ces méthodes on a :

- La méthode IMPES (Implicite en Pression Explicite en Saturation) cette technique combine les équations relatives à l'huile, à l'eau et au gaz en une seule équation exprimé en fonction de variable pression (Roberts and Salzano, 1983). Les valeurs de pression sont calculées implicitement au pas de temps actuel ( $n$ ) en utilisant les saturations du pas précédent ( $n-1$ ), ensuite les valeurs de pression calculée sont utilisées pour calculer explicitement les valeurs de saturation dans le pas actuel.
- La méthode entièrement implicite ou Fully implicite (FI), c'est la méthode la plus utilisée et a été proposée pour la première fois par (Douglas Jr, Peaceman and Rachford Jr, 1959). Cette technique consiste à résoudre le système d'équation pour tous les variables (pression et saturation) de manière simultanée au pas de temps actuel. Elle utilise des techniques itératives pour mettre à jour les saturations et les pressions jusqu'à ce qu'une solution convergée soit atteinte.
- Les méthodes hybride FI & IMPES souvent appelées implicite adaptatif (AIM) sont également des méthodes couramment appliquées dans lesquelles certaines cellules sont traitées avec la FI et d'autres avec la méthode IMPES. Les cellules entièrement implicites sont généralement choisies dans les zones où on a une forte variation de pression et de saturation tel que les abords des puits et les failles étanches...etc. Tandis que les cellules traitées avec la méthode IMPES sont sélectionnées dans les endroits où la saturation en phase fluide ne change pas de manière significative pour des petites laps de temps dans le réservoir (ex. suivi de pression de réservoir suite à l'injection) (Gilman and Ozgen, 2013). Plus de détails mathématiques sur les techniques de résolution numérique est dans l'ouvrage (Bond *et al.*, 2018).

L'exécution de ces approches numériques nécessite la transformation des domaines continus de réservoirs à des domaines discrets dans la Grille par le processus de discrétisation numérique. Ce dernier se fait par plusieurs méthodes dont les plus utilisées pour les RF sont :

- La méthode des éléments frontières EF 'Boundary Element Method' : elle consiste à représenter les fractures comme des sources planaires enchâssées dans une matrice rocheuse, dans ces plaques les équations aux dérivées partielles sont remplacées par un système d'équations intégrales sur frontières (Lough, Lee and Kamath, 1998). Ceci permet de représenter ainsi l'écoulement comme un problème 2D entre les paires parallèles de la plaque. De ce fait, cette méthode est caractérisée par le faible effort de discrétisation d'une part et de l'autre par la facilité de génération et de modification de maillage.
- La méthode des volumes finis VF : qui est la méthode la plus utilisée dans les simulateurs des RF, son principe consiste à associer à chaque élément de fracture le volume de matrice le plus proche (Naji and Hossein, 1996). Egalement les volumes de matrice sont représentés par des éléments 3D et les fractures par des polygones (éléments 2D) comme présente la **Figure 1.16(a)**.

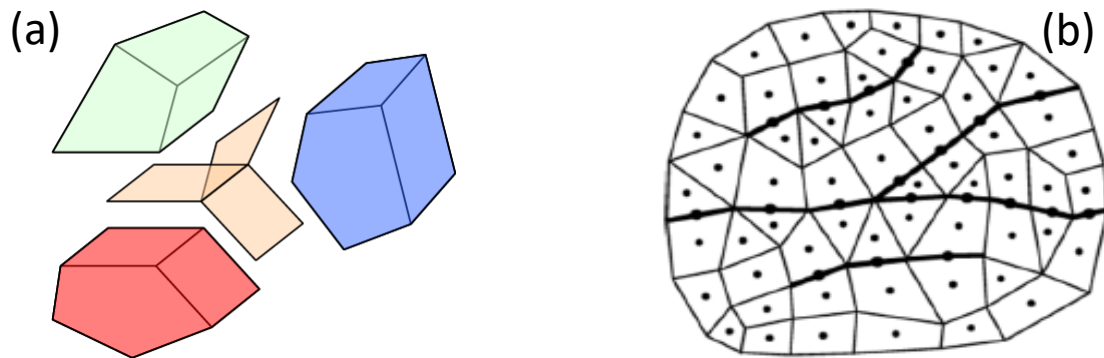


Figure 1.16 - (a) Intersection entre fractures-matrices, (b) Discrétisation d'un milieu fracturé avec les volumes finis (Karimi-Fard, 2004).

Après la création de maillage, un volume de contrôle est associé à chacun des éléments du maillage et au centre duquel un point de grille est défini **Figure 1.16(b)**. Ensuite entre ces points une liste des connectivités sont évaluées et servent directement d'entrée au simulateur d'écoulement (Eymard, Gallouët and Herbin, 2000).

- Autres méthodes de discrétisation récemment développées se basent sur le traitement d'image et les arbres binaires sont détaillées dans des articles de référence sur le sujet (Sarda, Jeannin and Bourbiaux, 2001; Karimi-Fard, 2004).

De plus de cette discrétisation spatiale le temps aussi est discrétisé pour assurer la résolution des équations pour chaque nœud des cellules et à la fin de chaque pas de temps. Autrement, grâce à cette discrétisation et suivant un schéma de résolution adéquate le modèle mathématique complexe appliqué à un réseau de  $(Nn)$  nœuds, sera transformé à un système matriciel d'équations linéaire de la Forme :

$$A \cdot X = b \quad (8)$$

Où :

- $(A)$  est une matrice carrée de dimension  $(Nn \times Nn)$ ,
- $(X)$  le vecteur des variables de dimension  $(Nn)$ ,
- $(b)$  le terme source dépendant des conditions aux limites de dimension  $(Nn)$ .

Suit à l'exploitation des paramètres statiques et l'évaluation des conditions initiales et au limites, les simulateurs résolvent ce système des équations non linéaires dans chaque milieu avec une méthode de résolution bien choisie (selon l'efficacité requise et le cas étudié) généralement Newton-Raphson avec un solveur des équation linéaire (ex. GAUSS, BLITZ) (voir (Kriat, 2015)) pour plus de détails), Cela afin d'avoir ainsi l'évolution spatiale et temporelle des paramètres ou des inconnues dynamiques dans le réservoir à savoir ; pression, saturation et/ou compositions.

A la base de ces résultats de simulation une étude de conception de schéma de développement et de management de réservoir sera engagée. Mais cela nécessite généralement une étape primaire qui consiste au calage des résultats de simulation avec les résultats réels mesurés sur champs, cette étape est bien détaillée ci-après.

### **1.4 Simulation de la production des RNF et calage d'historique**

Suite à la modélisation statique, le modèle géo-cellulaire fournit une description détaillée mais incertaine de la nature réelle du réservoir, de ce fait après la mise à l'échelle (ou la conception de la grille de simulation) et la modélisation d'écoulement les premières tentatives de simulation

donnent des résultats de production qui ne correspondent pas aux résultats réels de la production. Par conséquent, les modèles ne permettent pas de prédire la véritable performance du réservoir. Pour corriger ça, une procédure de calage de l'historique « History Matching (HM) » est à exécuter pour calibrer le modèle de simulation afin qu'il restitue bien les données et d'émuler correctement la réponse observée en pratique (historique de production).

Le calage de l'historique consiste à modifier les propriétés du réservoir par une procédure itérative, décrit principalement selon (Jamshidnezhad, 2015) par les étapes suivantes :

1. Spécifier la performance du réservoir qui doit être calé (production, pression, saturation...etc.) ;
2. Choix de la méthode de calage d'historique parmi le grand éventail des méthodes manuels et automatiques (Gilman and Ozgen, 2013) ;
3. Spécifier les paramètres (caractérisant le réservoir et/ou le fluide) à ajuster, généralement ces paramètres sont groupés en deux ; paramètres d'écoulement et paramètres volumétriques. Le (**Tableau 1.1**) présente pour chaque groupe les paramètres d'ajustement les plus populaires.

<b>Paramètres volumétriques</b>	<b>Paramètres d'écoulement</b>
Volume des pores	Points extrêmes de la fonction de saturation
Compartiment géologique	Barrières de l'écoulement
Contacts fluides	Zones à haute perméabilité
Courbe de pression capillaire	Distribution de perméabilité et porosité
Compressibilité du volume des pores	Propriétés de fracture
Propriétés de l'aquifère	Échange matrice-fracture
Régions fluide et propriétés PVT	Courbes de perméabilité relative

Tableau 1.1 : Les paramètres d'ajustement pour le calage de l'historique

4. Lancer la simulation, rapporter et comparer les résultats avec les données observées, ajuster les paramètres et répéter cette étape jusqu'à attendre le critère d'arrêt de la procédure (tolérance acceptée).

Le calage de l'historique est une pratique complexe dans les circonstances normales et l'est encore plus lorsqu'il s'agit d'un réservoir naturellement fracturé vu le grand nombre d'inconnues

nécessaires à ajuster, pour décrire correctement l'écoulement multiphasique dans ces milieux (Gilman and Ozgen, 2013)). Également, le calage de l'historique est un problème inverse dont le processus de résolution consiste à exploiter les outputs de modèle de simulation (paramètres de performance) pour calculer ou ajuster leur inputs (paramètres de calibrage). Et vu que ce processus ne possède pas de solution unique donc le calage d'historique permet de nous donner seulement une seule variante ou réalisation pour les paramètres de calage qui se trouve dans un ensemble infini des variantes disponibles. De ce fait, pour le réservoir d'El Gassi l'étude d'incertitude n'est pas adressée et le modèle de simulation disponible qui possède un calage acceptable est considéré comme la meilleure variante parmi l'infinité des variantes qui pourra nous fournir le processus de l'History Matching.

Après calage de l'historique, le modèle de simulation est prêt à être utilisé pour prédire la production future du gisement selon différents scénarios d'exploitation, cela afin d'aboutir à un développement optimal sous les considérations techniques et économiques requis.

### 1.5 Prévision de production et schéma de développement

Le processus d'élaboration d'un schéma de développement est un sujet d'optimisation dont l'objectif est de maximiser le rendement économique à travers l'augmentation de la récupération et la diminution des coûts opérationnels, tout en respectant les contraintes agissantes sur le champ.

Dans l'ingénierie de réservoir, la planification de la stratégie de développement des champs est un processus global basé principalement sur le modèle de simulation des réservoirs. Ce processus qui est schématisé dans la

**Figure 1.17** et adressée dans les prochains chapitres, consiste à une multitude des tâches dont les plus importantes sont décrites comme suite :

- L'optimisation d'emplacement et de configurations des puits,
- La surveillance de rythme d'exploitation et donc l'optimisation des paramètres de contrôle de production et d'injection,
- L'identification du ou des mécanismes de production (déplétion naturelle, expansion du gaz dissout, aquifère active, injections, etc.) et l'estimation des réserves.

- Étudier l'impacts des contraintes opérationnelles des installations de surfaces sur le rythme d'exploitations et la désignation des puits qui nécessitent ;
  - Une restauration pour reproduction de potentielle via le suivi des indicateurs de performances ; la pression de fond, les tendances de récupération, le ratio eau / pétrole WOR, le ratio gaz / pétrole GOR, la réponse globale du réservoir
  - Les puits à abandonner en raison de la baisse de performances en deçà d'une limite économique.

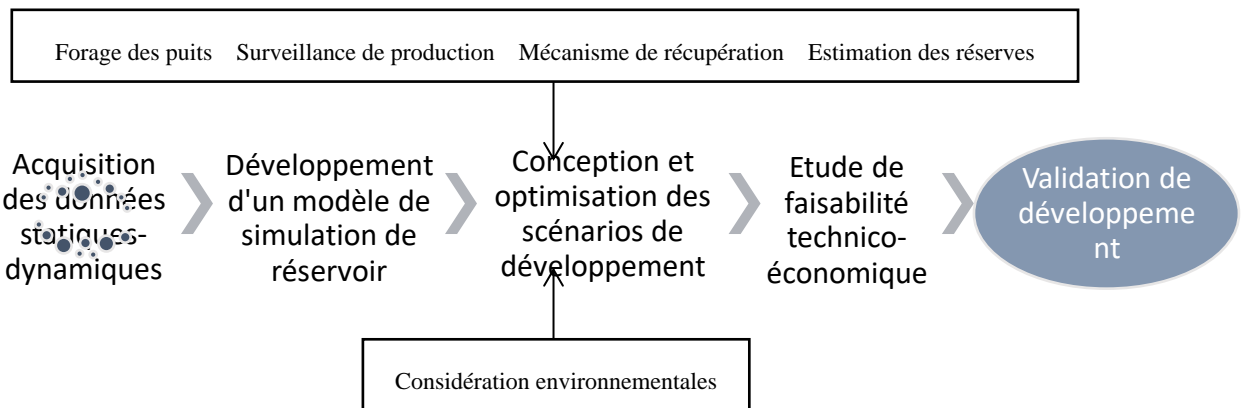


Figure 1.17 - Schéma explicative de plan de développement des réservoirs

Également les prochains chapitres de cette thèse sont dédiés à la conception d'une stratégie originale d'optimisation qui est basée sur des moyens de calcul avancés à savoir les algorithmes évolutionnaires, l'intelligence artificielle, les plans d'expériences, et les routines adaptatives avec les modèles de simulation afin d'assurer la bonne conception des différentes tâches qui entre dans le cadre de développement des champs ou de management des réservoirs conventionnels ou non conventionnels.

# CHAPITRE 2 OPTIMISATION DE DÉVELOPPEMENT DES RÉSERVOIRS PÉTROLIERS

## Objectifs du chapitre

- Présenter un état de l'art succinct sur les outils avancés d'optimisation.
- Présenter l'emploi de ces techniques pour l'optimisation de développement des réservoirs
- Discuter sur les choix concernant la stratégie d'optimisation suivie.

Le chapitre est constitué de trois sections : la première et la deuxième section donnent, respectivement, un aperçu sur la grande gamme des méthodes d'optimisation existant ainsi que les modalités de leur emploi dans l'ingénierie de réservoirs. Dans la dernière section, nous discutons des limites rencontrées dans la pratique actuelle d'optimisation et argumenter notre choix adapté dans cette thèse pour contourner ces derniers.

## 2.1 Méthodes et outils d'optimisation avancées « étude bibliographiques »

L'optimisation avancée est une discipline escomptée pour résoudre des problèmes complexes de différentes natures et cela par l'emploi d'une grande variété des méthodes de traitement. Ces méthodes peuvent se présenter comme des algorithmes d'optimisation globale ou locale des modèles Surrogates ou des plans d'expériences à savoir ordinaires ou adaptatifs (Cheng, Shih and Lee, 2019).

### 2.1.1 Les algorithmes d'optimisation

Ces méthodes utilisent un haut niveau d'abstraction, leur permettant d'être adaptées à une large gamme de problèmes, ils peuvent être classés en deux familles :

### 2.1.1.1 Les algorithmes déterministes

Les algorithmes déterministes sont des algorithmes qui dépendent du point initial et convergent toujours vers le même optimum s'ils sont mis sous les mêmes conditions initiales. Cette classe d'algorithmes se divise en deux catégories selon le calcul du gradient de la fonction objective.

#### a) Méthode d'évaluation sans gradient :

Ce sont des algorithmes dont le principe d'optimisation consiste à chercher sur l'optimum par une suite des évaluations simultanées et indépendantes de la fonction objective. Ils sont souvent employés pour l'optimisation locale ou le raffinement des optimums globaux trouvés par d'autres processus et ce pour améliorer la précision des résultats comme il a été, illustré dans (Yeten, Durlofsky and Aziz, 2003). Les algorithmes d'évaluation sans gradients les plus connus sont :

- ❖ L'algorithme de recherche par motifs généralisés (Hooke and Jeeves, 1961)
- ❖ L'algorithme de recherche simplex (Polytop) (Nelder and Mead, 1965)
- ❖ Les algorithmes de direction conjuguée (Powell, 1964)

**b) Méthodes d'évaluation avec gradient :** Ce sont des algorithmes qui utilisent les dérivées de la fonction objective par rapport aux variables de décision pour assurer ainsi un déplacement dans une direction de recherche appropriée qui améliore les résultats d'optimisation et cela à chaque itération. Ces algorithmes sont efficaces du point de vue calcul et précision, en revanche, ils sont susceptibles d'être piégés dans des optimums locaux (Nocedal and Wright, 2006). Leur processus itératif se fait comme suit :

$$X_{i+1} = X_i + \alpha_i d_i \quad (9)$$

Où :

- ( $X_i$ ) représente le point initial à l'itération  $i$ ,
- ( $d_i$ ) la direction de recherche dans laquelle se déplacer et elle est trouvée à partir de l'information de gradient,
- ( $\alpha_i$ ) représente l'étendue du pas de déplacement le long de la direction sélectionnée jusqu'à la convergence vers la solution.



Pour l'identification de la direction de recherche, il y a toute une grande gamme des méthodes dont les plus populaire on cite ; Descente raide (Steepest descent ou méthode de Cauchy) (Cauchy, 1847), Dérivé Conjugué (Gradient conjugué, CG) (Hestenes and Stiefel, 1952), Méthode de Newton (Lagrange, 1826), Méthode de quasi-Newton (variable métrique)(Wright and Nocedal, 1999), Méthode de Levenberg-Marquardt (LM)(Levenberg, 1944).

Également, les algorithmes d'optimisation avec gradient sont souvent configurés par des stratégies qui permettant de forcer/accélérer leur convergence dont les plus connues on cite la méthode de région de confiance, et la méthode de recherche de ligne. Pour plus de détails voir (Wright and Nocedal, 1999).

### 2.1.1.2 Les algorithmes stochastiques

Ce sont des algorithmes basés sur des réalisations des processus aléatoires, ils sont considérés comme des techniques d'optimisation globale, cherchant à trouver la solution optimale d'un problème dans des espaces très large avec une infinité des solutions possibles sans faire appel au calcul du gradient ou à des manipulations matricielles complexes (Ermoliev and Wets, 1988).

Le principe de ces algorithmes est inspiré généralement de différents processus naturels, tels que les processus d'évolution biologiques (reproduction, mutation, sélection naturelle, ...etc.), le comportement des animaux (ex. le comportement des essaims) et d'autres. En comparaison avec les approches basées sur le gradient (qui obtiennent l'optimum local avec une grande précision) les algorithmes stochastiques avec la même initialisation peuvent suivre des paternes différents vers la solution qui possède une chance élevée d'être l'optimum global du problème (Luu, 2018). Une fois qu'une solution est obtenue par le processus d'optimisation stochastique, un algorithme d'optimisation basé sur le gradient peut alors être lancé à partir de l'optimum obtenu, afin d'affiner plus cet optimum. Cette démarche hybride a été adaptée dans ce travail.

Parmi les algorithmes d'optimisation stochastiques les plus célèbres et qui ont été appliqués avec succès à des problèmes réels on site.

- **Le recuit simulé** (Metropolis *et al.*, 1953)
- **Algorithme de colonies de fourmis** (Coloni, Dorigo and Maniezzo, 1992)
- **La méthode des essaims de particules** (Eberhart and Kennedy, 1995)

- **Les algorithmes évolutionnaires (EA) :** Les EA sont des algorithmes inspirés par l'évolution biologique, ils utilisent une population initiale des points appelés individus choisis aléatoirement pour lesquelles la fonction objective est calculée puis à chaque itération, les solutions candidates évoluent par les opérateurs évolutionnaires tels que la sélection, la mutation et la recombinaison jusqu'à atteindre les critères d'arrêt avec une solution satisfaisante (optimale). Ce processus d'évolution est employé dans les algorithmes suivants :
  - Les algorithmes génétiques (GA) (Holland, 1975).
  - La programmation évolutive (EP) (Fogel, 1999).
  - Les stratégies d'évolution (ES) (Rechenberg, 1973).
  - Programmation génétique (Koza and Koza, 1992),
  - La stratégie d'évolution avec adaptation matricielle par covariance (CMAES), (Rechenberg, 1973).

Dans ce travail l'approche utilisée est l'algorithmes génétique. La motivation de son choix et le détail de son principe sont discutés dans les prochaines sections.

### 2.1.2 Les modèles Surrogates

Dans le contexte d'optimisation des problèmes dont le calcul de la fonction objective est très couteux, des modèles Surrogates sont employés pour fournir des approximations rapides qui assurent une réduction importante de nombre des évaluations couteuses nécessaires pour l'optimisation. Autrement dit à partir d'une base d'apprentissage représentatif le Surrogate (appelé aussi substitut, proxy, méta-modèle, émulateur, modèle simplifié ou parfois surface de réponse) est conçu pour simuler la variation de la fonction couteuse et donc accélérer le processus d'optimisation (Forrester, Sobester and Keane, 2008).

Lors de la conception des Surrogates il faut prendre en compte le compromis exploration-exploitation, car une base de données avec une taille importante (respectivement, moindre) implique une meilleure (respectivement, mauvaise) qualité de modèle Surrogate, en revanche elle exige un coût de calcul plus élevé (respectivement, réduit) de l'optimisation (Koziel and Leifsson,

2013). Dans ce qui suit nous présentons les modèles Surrogates les plus efficaces selon la littérature pour la modélisation des fonctions complexes.

### 2.1.2.1 La régression polynomiale

Les approximations polynomiales sont les méthodes les plus simples. Ils sont historiquement associés au terme de « surface de réponse » vue de leur emploi au départ comme des outils d'aide à l'optimisation. L'idée de base de ces méthodes est d'adapter un polynôme de degré ( $n$ ) à un ensemble des données de façon à modéliser la dépendance non linéaire entre les inputs et les outputs de cette base de données et fournir ainsi un outil prédictif de la réponse en fonction des variables d'influences sur l'ensemble du domaine d'étude (Baudoui, 2012).

On considère donc une réponse d'intérêt  $Y$  qui dépend de variables  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . La relation entre les données (input/output) peut s'écrire sous la forme :

$$Y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) + \varepsilon \quad (10)$$

Où  $f$  est la fonction-réponse inconnue et  $\varepsilon$  est un terme résiduel ou d'erreur qui représente les différentes sources de variabilité non modélisées par  $f$ . Les polynômes permettant de réaliser des approximations locales précises, mais sur des étendues plus grandes l'approximation globale peut perdre en précision par le fait de la multimodalité et la complexité de la fonction. Ainsi et pour lutter contre ça, il faudrait augmenter l'ordre du polynôme et ajouter d'autres échantillons d'apprentissage.

### 2.1.2.2 Le Krigeage

(Kriging en anglais) fait aujourd'hui partie des méthodes les plus populaires pour la construction des modèles Surrogates. Le Krigeage était imaginé par Krige en 1951 (Krige, 1951) est formulé mathématiquement par Matheron (Matheron, 1963). Également il s'agit d'une méthode de prédiction reposant sur l'analyse des Vario grammes, il consiste à construire un interpolateur qui soit fonction linéaire des observations et tenant compte de la structure spatiale des données de telle sorte que le poids associé à chaque observation soit exprimé en fonction de la distance au point considéré. Ces modèles possèdent plusieurs avantages dont le plus important est qu'il permet l'estimation de l'erreur commise sur la prédiction à partir de laquelle des critères d'échantillonnage

adaptatif pour l'optimisation globale peuvent être construits comme il a été présenté dans (Jones, 2001).

Le Krigeage était un cas particulier du modèle Processus Gaussien qui est utilisé dans cette thèse et expliqué profondément dans les prochains chapitres.

### 2.1.2.3 Les réseaux de neurones artificiels RNA

Ont été inventés par Mc Culloch et Pitt (McCulloch and Pitts, 1943) puis ils ont été popularisés par Hopfield, (Hopfield, 1982) et actuellement ils sont considérés comme des composantes importantes dans l'ère d'intelligence artificielle. Le réseau de neurones artificiel est composé principalement par des neurones élémentaires simples présenté sous forme des fonctions mathématiques qui se réunissent ensemble pour former un réseau des fonctions complexes. Les neurones artificiels recevant chaque signal d'entrée (*input*  $X_i$ ) tempéré par un poids (*weight*  $W_i$ ). Les entrants pondérés, habituellement (mais pas toujours) sommés, sont ensuite comparés à un seuil d'activation  $\theta$  et passés dans une fonction mathématique non-linéaire appelée fonction d'activation du neurone ( $f$ ) (fréquemment une fonction très simple), qui produit l'extrait (*output*) désiré.

L'apprentissage de réseaux de neurones s'effectuait par ajustement itératif des poids. La formule mathématique utilisée par RNA avec une seule couche cachée pour générer des prévisions est données par :

$$\hat{f}_{\theta}(x) = \sum_{i=1}^N w_i h \left( \sum_{j=1}^d w_{ij} x_j + w_{i0} \right) + w_0 \quad (11)$$

Où :

- $(w_{i0})$  est l' $i^{\text{ème}}$  biais d'entrée,
- $(w_{ij})$  le poids de la  $j^{\text{ème}}$  entrée associé à l' $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche cachée,
- $(w_i)$  le poids de l' $i^{\text{ème}}$  neurone de la couche cachée associé à la sortie
- $(w_0)$  le biais de sortie.

La fonction d'activation  $h$  de l' $i^{\text{ème}}$  neurone caché applique au potentiel  $v = \sum_{j=1}^d w_{ij} x_j + w_{i0}$  une transformation non-linéaire. La fonction d'activation peut prendre la forme d'une fonction

sigmoïde  $h(v) = 1/(1 + \exp(-v))$ , une fonction tangente hyperbolique  $h(v) = 2/(1 + \exp(-2v)) - 1$  ou autres (Hopfield, 1982).

#### 2.1.2.4 La logique floue

Est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi Zadeh en 1965 (Zadeh, 1965). Le concept de logique floue vient de la constatation que la variable booléenne, qui ne peut prendre que deux valeurs (vraie ou fausse) est mal adaptée à la représentation de la plupart des phénomènes courants. Alors que la logique classique considère qu'une proposition est soit vraie soit fausse, la logique floue distingue une infinité de valeurs de vérité (entre 0 et 1). Il s'agit donc d'une généralisation de la logique binaire à une logique multi-valeur où la modélisation des phénomènes complexes (l'expérience humaine) s'effectue sous la forme des règles linguistiques 'If...Then'.

Les algorithmes basés sur la logique floue sont meilleurs pour émuler les systèmes non linéaires ou les systèmes avec des modèles très complexes vue de leur nature d'interprétation avec des règles logiques ce qui lui éliminait partiellement l'aspect de boîte noire comme il a été expliquée par (Kumar and Garg, 2004). La logique floue conférée ainsi une flexibilité très appréciable aux raisonnements qui l'utilisent, ce qui rend possible la prise en compte des imprécisions et des incertitudes (Zadeh, 1975).

La liste des méta-modèles donnée dans ce chapitre est loin d'être exhaustive, d'autres méta-modèles existent dans la littérature comme MARS (pour "*Multivariate Adaptive Regression Splines*") (Friedman, 1991), SVM(pour "*Support Vector Machines*") (Cortes and Vapnik, 1995), réseaux de neurones à base radiale (RBF pour Radial Basis Function Network (Broomhead and Lowe, 1988))...etc. Dans cette thèse la méthode utilisée consiste à une hybridation entre les deux systèmes réseaux de neurones artificiels et la logique floue appelée système d'inférence neuro-flou adaptatif en anglais « adaptive neuro fuzzy inference système » plus de détaillé sur la méthode ANFIS viendra dans le chapitre suivant.

### 2.1.3 Les plans d'expériences

Les plans d'expériences, (« design of expérimentés DoE » en anglais) sont des méthodes employées pour la création des bases de données représentatives nécessaires pour l'apprentissage des Méta-modèles. Après la définition du phénomène à étudier et délimiter l'espace de recherche qui renferme la variation de la réponse en fonction des variables considérés, les plans d'expériences

viennent pour bien répartir sur l'espace de recherche les variables explicatives pour pouvoir émuler les irrégularités de la réponse par une fonction boîte noire (Kleijnen, 2015).

Plus particulièrement lorsque l'évaluation de la réponse est coûteuse en temps et en effort computationnel cas des réponses d'un code de simulation de réservoir, les plans d'expérience sont employés pour répondre au compromis qualités-quantités au sein de base d'apprentissage et cela par l'emploi d'un nombre réduit des points (d'observation), mais qui sont bien sélectionnés de façon à récolter le maximum d'informations sur la variation de la réponse coûteuse.

Des exemples de plans d'expériences en trois dimensions 3Ds sont présentés sur la **Figure 2.1**.

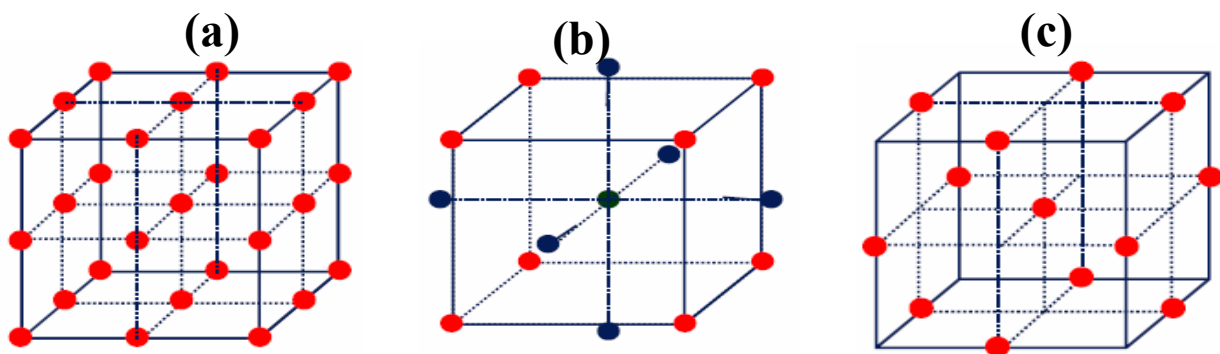


Figure 2.1 - Plans d'expérience à trois niveaux; (a) plan factoriel complet, (b) plan composite, (c) plan fractionnaire (c). D'après (Scheidt, 2006)

C'est différents plans classiques avec leur propriété de symétrie sont intéressantes dans le cas d'expériences réelles (i.e. non reproductible), mais ils sont très coûteux et n'apportent pas l'efficacité désirée pour les expériences déterministes et les expériences simulées. De ce fait dans notre cas il est judicieux d'employer d'autres types des plans d'expériences qui permettent de tirer l'information de toutes les zones de l'espace de recherche d'une manière équiprobable à travers un minimal nombre d'évaluations. Pour concevoir ce type des plans, plusieurs critères sont employés dont le plus important pour les expériences simulées est le critère géométrique qui peut se présenter en deux catégories comme suivant :

### 2.1.3.1 Plans construits à partir de critères déterministes :

Ce sont des plans construits à partir d'une mesure géométrique de distance entre les points afin d'éviter que les points se concentrent dans une zone spécifique de domaine expérimental. Dans cette catégorie les critères les plus utilisés sont les critères Maximin (c.à.d. maximise la distance

minimale entre deux points) et Minimax (c.à.d. minimise la distance maximale entre deux points). Le plan Maximin a tendance à concentrer les points sur les bords du domaine tandis que le plan Minimax a tendance à bien occuper l'espace d'échantillonnage mais il est plus complexe à générer voir la **Figure 2.2**. Dans cette optique (Pronzato, 2017) présente une étude détaillée sur les deux plans avec un exemple d'utilisation pour les expériences simulées.

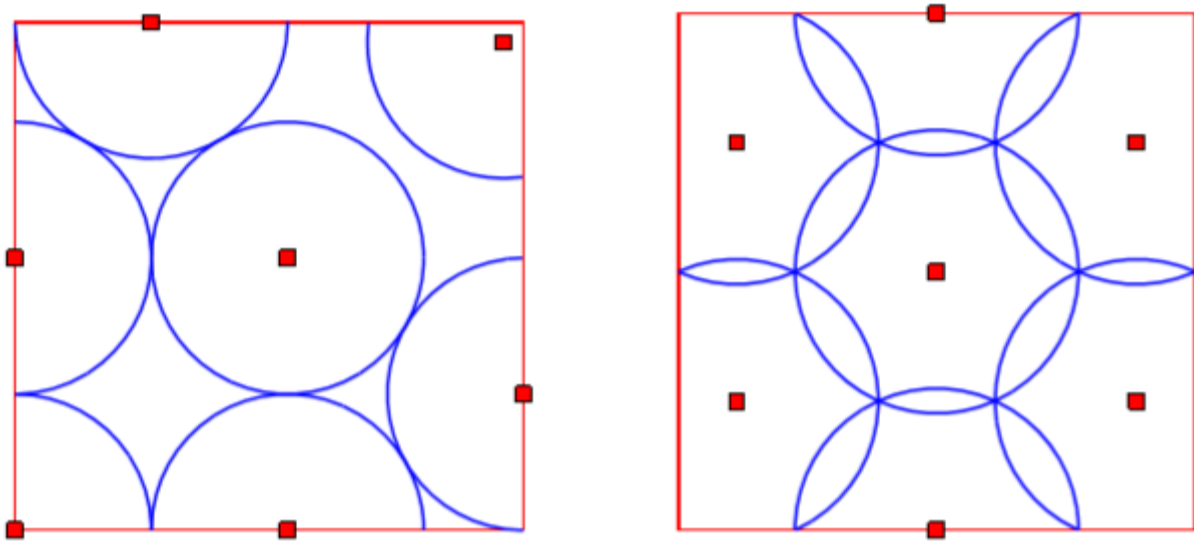


Figure 2.2 - Le plan Maximin (à gauche) et le plan Minimax (à droite) en 2D pour un échantillon de  $n = 7$  d'après (Pronzato, 2017).

### 2.1.3.2 Méthodes de remplissage d'espace (Space Filling Design)

Ce sont des méthodes qui servent à distribuer les points de données de façon uniforme afin d'occuper complètement tous les zones de l'espace de recherche. Les méthodes d'échantillonnage les plus utilisées pour la construction de tels plans sont les hypercubes latins, les plans orthogonaux et les plans de discrédance minimale (Méthodes de Quasi-Monte Carlo) (Montgomery, 2013).

Les plans Space-Filling sont les plans employés dans cette thèse. La motivation de ce choix et le détail de ces plans sont présentés dans le prochain chapitre.

### 2.1.4 Les stratégies d'enrichissement (Plans Adaptatifs)

Après le choix d'un plan d'expérience convenable, et générer l'échantillon initial, un modèle Surrogate primaire sera construit. Mais la précision de ce modèle pour émuler la réponse réelle de la fonction exacte surtout dans les zones qui renferment l'optimum et ainsi faire l'optimisation à

moindre coût est discutable à ce stade. De ce fait et afin d'assurer l'efficacité de modèle Surrogate lors de l'optimisation il est crucial d'identifier les zones d'intérêt où la stratégie d'enrichissement sera appliquée. Cette dernière consiste à identifier et évaluer lors des itérations les points de données les plus informatives et les ajoutés à l'échantillon initial. En fonction de ces nouvelles informations le modèle Surrogate s'améliore de façon qui lui permettrait de bien capturer les irrégularités dans les zones susceptibles de contenir la solution optimale.

Plusieurs méthodes d'enrichissement adaptatifs (Adaptive Sampling Methods et/ou Sequential Design Methods en anglais) ont été proposées dont les plus populaires sont présentées dans (Jones, 2001; Razavi, Tolson and Burn, 2012) avec des cas d'applications. Ces méthodes sont citées comme suit :

- Minimisation d'une borne statistique inférieure (MBSI).
- Maximisation de la probabilité d'amélioration (MPA).
- Maximisation de l'amélioration espérée (MAE).
- Minimisation d'une surface de réponse (MIS).

La méthode utilisée dans la thèse est la minimisation d'une surface de réponse. La motivation de ce choix et le détail de cette méthode sont présentés dans le prochain chapitre.

## **2.2 Optimisation avancée en ingénierie de réservoirs**

Lors du développement d'un gisement, l'objectif est souvent de maximiser un critère économique par la sélection d'une bonne stratégie de développement des réservoirs à savoir entre autres les nombres, le type, l'emplacement et la trajectoire des puits de production ou d'injection, ainsi que leur connexion avec les installations de surface et l'infrastructure requise afin d'assurer le transport de l'effluent produit et leur traitement (ou raffinage) nécessaire pour sa valorisation.

Dans cette section, nous allons passer en revue les différentes techniques d'optimisation et les méthodes de gestion des contraintes employées pour le déploiement optimal des puits avec leurs paramètres de fonctionnement, dans un contexte de développement des champs pétrolier.



### 2.2.1 Optimisation directe

Cette catégorie de méthode, consiste à employer les algorithmes d'optimisation pour adresser les différentes tâches de développement des champs d'une façon directe sans appeler les outils d'accélération comme les proxys et les moyens d'échantillonnage d'espace de recherche. Vu qu'avec cette méthode la fonction objective consiste à des simulations numériques très coûteuses en temps de calcul, ce procédé d'optimisation automatique malgré qu'il présente des résultats avec une précision remarquable mais il est très onéreux en temps d'exécution CPU. Parmi les travaux phares exploitent cette technique on peut citer :

- a) (Beckner and Song, 1995) ont employé l'algorithme stochastique de recuit simulé pour optimiser l'emplacement de 12 puits horizontaux de production. Ils ont utilisé le simulateur de réservoir pour le calcul de performance de chaque scénario d'emplacement et la valeur actuel net (VAN) comme un modèle économique pour l'évaluation de la fonction objective. À la base de plusieurs scénarios les sensibilités de plan de développement par rapport aux différents paramètres du réservoir ainsi qu'aux variabilités des coûts des puits ont été étudiés. D'après cette étude les auteurs ont conclu que lors de l'optimisation la stratégie de couplage automatique entre les algorithmes d'optimisation et le modèle numérique s'est avéré qu'il a le potentiel d'évaluer avec efficacité les effets non linéaires des paramètres optimisés et permettre ainsi de trouver la stratégie optimale de développement qui consiste à un schéma d'implantation avec des espacements non uniformes entre les puits.

Une application réelle de ce travail pour le positionnement des puits de production dans le cadre du développement du champ d'Ekofisk qui situé à la Mer du Nord ainsi que ces périphéries était adressée par (Nesvold, Herring and Currie, 1996).

- b) (Bittencourt and Horne, 1997) ont employé un algorithme d'optimisation qui s'est composé de AG, Polytope et de la méthode de recherche tabous avec le simulateur numérique pour optimiser le positionnement des puits de différentes types (verticaux et horizontaux) dans un réservoir faillé. Ils ont paramétré leur problème d'optimisation par trois variables de décision décrivant l'emplacement du puits, le type de puits (vertical ou horizontal) et l'orientation de la draine horizontale de puits. Les entités de ces variables sont exprimées discrètement par un système d'indexation. Les résultats de cette étude ont montré que l'approche hybrides permise d'obtenir rapidement la solution optimale en plus elle est

capable d'accélérer le processus d'articulation des hypothèses et des contraintes qui aide à avoir une meilleure décision pour le projet de développement.

- c) (Montes, Bartolome and Udias, 2001) et (Farshi, 2008) ont étudié l'efficacité des algorithmes génétiques standards (AG) pour les problèmes d'emplacement des puits. Ils ont effectué des études de sensibilités sur les paramètres internes de l'AG, comme le type de codage, de mutation, la taille de la population et l'utilisation de l'élitisme. Ils ont focalisé une attention particulière sur des questions comme la convergence et la robustesse de l'algorithme pour l'optimisation sous contraintes. En outre, ils ont utilisé des simulations à court terme et des réservoirs synthétiques pour accélérer l'optimisation. Ils ont conclu que l'optimisation automatisée des emplacements des puits avec l'AG est un processus hautement efficace par rapport à la pratique manuelle intuitive. Puis (Abukhamsin, 2009) a modifié la procédure de placement des puits qui a été conçu pour les modèles synthétiques par (Farshi, 2008) pour être compatible avec les champs réels qui possèdent des configurations géologiques complexes (modèle grilles irrégulières).

Après cela (Emerick *et al.*, 2009) ont généralisé l'emploi de l'AG pour optimiser simultanément le nombre, l'emplacement et la trajectoire des puits producteurs et injecteurs. Ils ont proposé ainsi une variété des méthodes pour l'articulation des contraintes. Ils ont appliqué cette technique sur plusieurs variantes des réservoirs réels ou ils ont conclu que l'approche AG est capable d'optimiser la configuration des puits verticaux et horizontaux avec amélioration de la valeur du projet de développement. Ils ont également bien souligné qu'à la présence de l'interférence entre les puits la VAN de scénario sera relativement moindre par rapport à la VAN des scénarios sans interférence due au partage de la zone de drainage entre deux ou plusieurs puits. Ainsi ils ont illustré l'importance de la prise en compte des contraintes au sein du processus d'optimisations.

- d) (Nogueira and Schiozer, 2009) ont proposé une méthode d'optimisation à deux étapes pour optimiser le nombre et le placement des puits. Premièrement après subdivision du domaine de réservoir à de petits secteurs la procédure tente à trouver l'emplacement optimal d'un seul puits dans chaque secteur. Puis elle commence l'optimisation de nombre des puits par l'exclusion séquentielle des puits obtenus précédemment et ce processus doit se répéter jusqu'à ce qu'aucune amélioration de la fonction objective ne soit observée. L'efficacité de

cette stratégie a été montrée sur un modèle synthétique hétérogène renfermé de l'huile légère. Aussi après l'application de cette méthode dans des études séparées pour optimiser l'emplacement des puits verticaux et horizontaux, les auteurs ont également conclu que la méthodologie employée permet d'améliorer la précision des résultats ainsi que d'accélérer considérablement le processus d'optimisation.

- e) (Handels *et al.*, 2007), (Sarma and Chen, 2008) et (Zhang *et al.*, 2010) ont proposé différentes approches pour l'optimisation d'emplacements des puits qui utilisent l'information de gradient. Dans leur approche ils ont premièrement présenté la fonction objective sous une forme commode facilement dérivable et puis ils ont utilisé la méthode de descente raide (Steepest descente) pour guider la recherche. À partir des exemples d'applications de ces méthodes sur des réservoirs simples pour le positionnement des puits verticaux, ils ont conclu que ces méthodes sont prometteuses pour l'optimisation simple. Cependant lors de leur application pour les puits avec trajectoires arbitraires dans des réservoirs complexes beaucoup de difficultés ont été rencontrées à savoir la difficulté de traitement des fonctions objectives discontinues et la convergence fréquente vers des optimums locaux.
- f) (Bellout, 2014) a optimisé l'emplacement et les paramètres opérationnels de contrôle des puits de manière conjointe (simultané) afin d'améliorer la stratégie globale de développement d'un champ pétrolier. Pour ce faire, il a utilisé des méthodes d'optimisation sans dérivées basées sur le motif de recherche (pattern search) pour résoudre la partie de positionnement des puits, tandis que l'optimisation du contrôle du puits est résolue par programmation séquentielle quadratique (SQP). Par rapport aux approches séquentielles, l'optimisation conjointe entraîne une augmentation significative de la VAN. En revanche l'auteur a constaté que la solution développée perd la plupart de leur efficacité lors de traitement des cas complexes avec la prise en compte des incertitudes durant l'optimisation.
- g) (Loomba, 2015) présente une approche assistée par ordinateur pour déterminer la trajectoire optimale des puits en utilisant une technique d'optimisation adjointe. Cette technique est basée sur l'entourage des puits d'injection ou de production avec des puits imaginaires (fictifs) ces puits possèdent un débit d'injection ou de production minimal pour minimiser leur influence sur la sortie simulée. La somme des gradients de la fonction objective VAN

par rapport au débit dans chaque puits fictif sur la durée de vie du réservoir est utilisée pour définir la trajectoire optimale des puits. Ce Framework était testé avec succès pour améliorer les trajectoires des puits multiples dans le « modèle Egg », En plus de ça l'auteur a présenté la faisabilité d'utilisation de cette approche pour l'optimisation de nombre de puits.

- h) (Magnusson, 2016) dont sa contribution consiste au développement d'une routine pour l'articulation et le traitement des contraintes physiques lors de l'optimisation d'emplacement des puits. Dans sa stratégie, il a commencé par une optimisation sans contrainte pour avoir les coordonnées primaires des puits, ensuite les puits qui se trouvent en dehors de l'espace faisable seront soumis à un traitement par projection qui consiste à déplacer le puits vers la solution faisable la plus proche. Ce processus est alors poursuivi itérativement de sorte qu'après chaque étape d'optimisation sans contrainte ils projettent des puits pour que toutes les contraintes soient satisfaites. Quoique, l'auteur n'ait pas arrivé à prouver la convergence de sa méthode, mais les résultats numériques de leur application indiquent qu'elle fonctionne comme prévu. Une autre contribution importante de Magnusson est la mise en œuvre d'un calculateur d'indice de puits qui facilite la simulation des puits déviés (c'est-à-dire non parfaitement horizontaux ou verticaux).

### 2.2.2 Optimisation par Surrogates

Cette catégorie consiste à employer des modèles Surrogates comme une approximation moins coûteuse du modèle numérique pour réduire principalement le coût CPU d'optimisation et pour assurer ainsi la pertinence des études de traitement des problèmes complexes. Les travaux populaires d'emploi de ces méthodes pour l'étude des problèmes d'emplacement des puits pétroliers sont présentés ci-après

- i) (Aanonsen *et al.*, 1995) ont employé plusieurs techniques de régression (y a compris le Krigeage) pour la construction de la surface de réponse à partir des résultats de simulation d'un ensemble des configurations de puits judicieusement choisis. Puis sur la base de la surface de réponse établie ils ont optimisé l'emplacement des puits avec la prise en compte des incertitudes. Ils ont montré sur la base de plusieurs cas relativement simples, que la surface de réponse estimée par régression était suffisamment précise pour permettre de trouver l'emplacement approprié des puits de production.

- j) (Pan and Horne, 1998) ont employé deux méthodes de substitution par moindre carré et par Krigeage pour émuler la réponse de simulateur de réservoir afin d'effectuer l'étude d'optimisation du développement du champ. Ils ont utilisé un plan d'expérience uniforme pour la sélection des puits à simuler par le modèle numérique pour générer la base de données. Ensuite à la base du calcul de la VAN, ils ont appliqué les moindres carrés et le Krigeage pour générer des approximations de la surface de réponse réelle de la VAN, qui leur a permis d'estimer les valeurs de la fonction objective aux nouveaux scénarios de développement sans faire les simulations coûteuses. À la base des problèmes considérés les auteurs ont affirmé l'efficacité de leur méthode lors de l'optimisation, cette efficacité est exprimée principalement par la réduction importante de nombre de simulations nécessaires pour trouver la solution convenable, cela aussi est bien clairement présenté par le Krigeage par rapport à l'interpolation des moindres carrés dans les exemples testés.
- k) (Centilmen, Ertekin and Grader, 1999) ont proposé l'emploi d'un réseau de neurones artificiels RNA prédictif pour simuler la réponse de simulateur de réservoir. Après la création de la base de données, qui a été utilisée ensuite pour former le réseau de neurones le modèle numérique a été remplacé par le RNA pour simuler la production du réservoir. Cela leur a permis d'évaluer efficacement de nombreux scénarios de puits sans faire la simulation et donc avec un faible coût CPU. Sur la base des exemples étudiés ils ont annoncé que leur approche dépasse l'approche conventionnelle intuitive en termes de précision et de rapidité d'optimisation. Ainsi ils ont conclu que leur approche peut effectivement être utilisée pour l'optimisation des cas simple, tandis que leur application pour le développement des champs réels doit être prise avec précaution.
- l) (Scheidt, 2006) a développé une méthodologie basée sur un modèle proxy du type Processus Gaussien à apprentissage adaptatif pour optimiser le rythme d'exploitation des réservoirs et cela avec la prise en compte des incertitudes sur les paramètres petrophysiques des réservoirs. L'auteur a établi un nouveau formalisme pour modéliser la dépendance complexe de la réponse de réservoir par rapport aux paramètres physiques (perméabilité, porosité...etc.). Ce formalisme consiste à construire un modèle approché du modèle numérique d'écoulement qui soit le plus prédictif possible à travers une stratégie d'échantillonnage adaptative qui contrôle le nombre de simulations numériques d'écoulement requises pour l'apprentissage. Le modèle approché construit avec son

pouvoir prédictif, est employé pour une meilleure analyse des scénarios et l'optimisation des schémas de production.

- m) (Farmer, Fowkes and Gould, 2010) ont présenté une approche qui utilise une fonction de base radiale interpolant la réponse coûteuse du simulateur en tant qu'émulateur. Ce dernier est ajusté sur une base de données construite par un plan d'expérience et puis réajusté par l'apport additionnel des informations avec un plan d'enrichissement dynamique. Cette approche est employée pour trouver l'emplacement et la trajectoire optimaux d'un puits multilatéral dans un modèle réservoir utilisant le simulateur standard ECLIPSE. D'après les résultats de l'optimisation, ils ont conclu que l'approche proposée est performante pour l'optimisation complexe.
- n) (Bilionis and Zabarar, 2016) ont employé un Surrogate probabiliste de type processus gaussiens pour simuler la fonction objective coûteuse. Le modèle probabiliste permet d'évaluer une fonction d'acquisition d'informations "FAI" qui sert à quantifier le mérite de nouvelles évaluations par la fonction objective c.-à-d. les individus avec FAI importante seront évalués puis utiliser pour la mise à jour de modèle Surrogate dans un processus qui s'exécute jusqu'à satisfaction d'un critère de convergence. Les auteurs ont formulé cette méthode pour traiter les problèmes d'optimisation sous incertitudes. Ainsi ils ont montré l'efficacité de leur stratégie par leur emploi sur le problème du placement des puits d'huile avec la prise en compte des incertitudes liées au perméabilités de réservoir ainsi qu'aux séries chronologiques des prix du pétrole.

### 2.2.3 Optimisation hybride

Les approches hybrides impliquent l'utilisation combinée de deux ou plusieurs méthodes d'optimisation de différentes classes. Dans cette optique, plusieurs hybridations ont été proposées dans la littérature afin de traiter des problèmes spécifiques. Ces méthodes qui lient les avantages des algorithmes d'optimisation et des modèles de substitution ont également été largement utilisées pour résoudre des problèmes dans le domaine pétrolier avec une grande efficacité. Diverses méthodes d'hybridation ont été proposées et appliquées par différents auteurs pour la résolution des problèmes de développements.

- a) (Güyagüler *et al.*, 2002) ont proposé une technique d'optimisation hybride utilisant un algorithme génétique appliqué avec une fonction Polytopes et un modèle de Krigage qui sert comme modèle proxy pour les simulations du réservoir. La performance de cette technique a été étudiée à travers la recherche de la configuration optimale des puits (emplacement et paramètre de contrôle d'injection) qui maximise la VAN dans un projet d'injection d'eau appliqué sur le champ Pompano situé dans le Golfe du Mexique. L'application de cette méthode a permis de réduire considérablement le nombre de simulation nécessaire pour l'optimisation de la configuration des puits et d'après les auteurs, elle peut être généralisée pour le traitement des problèmes réels.
- b) (Yeten, Durlofsky and Aziz, 2003) ont hybridé l'AG avec le RNA, l'algorithme de recherche locale hill Climber et la technique de réduction de la complexité physique aux abords de puits (Upscaling pour accélérer l'exécution des simulations de différence finie) pour optimiser le nombre, le type (producteur ou injecteur), l'emplacement, la trajectoire et les paramètres de contrôle des puits non conventionnels. Les auteurs ont fait appel aux plans d'expérience pour modérer le nombre de simulations et d'améliorer l'efficacité du proxy tout en quantifiant les effets des incertitudes lors de l'optimisation. Cette formulation complexe a été appliquée sur deux réservoirs synthétiques et un réservoir réel situé en Arabie Saoudite. Les résultats obtenus montrent l'efficacité, la robustesse et l'adaptabilité de l'approche proposée pour le traitement des problèmes complexes de l'ingénierie de réservoir.
- c) (Badru and Kabir, 2003) ont généralisé l'algorithme génétique hybride (HGA) proposé par Yeten pour optimiser le nombre et l'emplacement des puits sur plusieurs champs pétroliers, dont les résultats ont montré l'efficacité et la flexibilité de la méthode à prendre en charge les différents problèmes d'optimisations.
- d) (Onwunalu, 2006) a appliqué un proxy statistique basé sur l'analyse des clusters dans le processus d'AG pour l'optimisation des puits non conventionnels. L'objectif de l'application du proxy est de réduire le coût de calcul excessif lors de l'optimisation sous incertitudes géologiques. La méthode consiste en la construction d'une base de données à partir des résultats de simulation puis cette base de données a été partitionnée en fonction des similarités de scénarios évaluées à des clusters. Pour chaque cluster un modèle proxy a été

développé pour approcher des scénarios sans faire appel au simulateur. Il a appliqué cette procédure pour optimiser des puits conventionnels et non conventionnels. Il a également conclu que l'emploi du modèle proxy permet de diminuer le nombre de simulation considérablement par rapport à l'optimisation exhaustive de 90% dans le cas des puits conventionnels et de 50% pour les puits non conventionnels.

- e) (Onwunalu and Durlinsky, 2010) a développé une nouvelle procédure dans laquelle l'optimisation des essaims de particules (PSO) a été hybridé avec une stratégie de méta-optimisation pour l'emplacement des puits. Il a d'abord appliqué PSO à une variété de problèmes d'optimisation de positionnement de puits. La méta-optimisation a été appliquée pour déterminer les paramètres optimaux de PSO sur une base de test qui inclut quatre problèmes d'optimisation de positionnement des puits verticaux. L'auteur a montré que les résultats obtenus avec l'utilisation de méta optimisation sont meilleurs que ceux obtenus en utilisant PSO avec des paramètres par défaut. Ensuite, ces résultats sont encore confirmés par d'autres applications traitant l'optimisation des puits sur deux champs réalistes.
- f) (Aliyev, 2011) a développé une procédure hybride dont laquelle les algorithmes PSO sont couplés aux algorithmes (HJDS) selon une configuration optimisée par une technique de Méta-optimisation. Cette stratégie permet d'exploiter la capacité de la recherche globale fournie par PSO et de la convergence rapide fournie par HJDS pour raffiner l'optimum trouvé. Comme application, trois cas, impliquant l'optimisation de l'emplacement des puits verticaux dans des modèles bidimensionnels des réservoirs hétérogènes sont considérés pour évaluer la performance de chaque approche PSO, HJDS et l'hybridation des deux. Les résultats ont montré que la stratégie de méta optimisation permet de configurer un algorithme hybride de performances nettement meilleures.
- g) (Bouzarkouna, Ding and Auger, 2012) a fait appel à un optimiseur sans dérivés connus sous son nom anglais "Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy" (CMA-ES) pour traiter le problème d'emplacement des puits directionnels. Il a fait exploiter la séparabilité partielle de la fonction objective VAN durant le processus d'optimisation afin de définir un nouvel algorithme appelé « partiellement séparable local-méta-modèle CMAES (p-sep Imm-CMA)), qui utilise des méta-modèles pour réduire le nombre d'évaluations ou des simulations possibles pour le traitement du problème considéré. L'auteur a appliqué



l'algorithme développé sur plusieurs exemples de réservoirs pour optimiser l'emplacement des puits, l'auteur a montré que l'utilisation de cette technique a permis de réduire le nombre de run et par la suite le temps de calcul.

## 2.3 Synthèse de la revue bibliographique

Dans cette section, les imperfections des techniques d'optimisation dans la pratique actuelle, ainsi que les remèdes proposés sont passés en revue :

- **Les plans d'expérience :** La théorie des plans d'expériences a largement été employée dans le domaine pétrolier pour échantillonner soit les expériences réelles ou simulées. Comme il s'agit dans cette thèse de travail avec des expériences simulées déterministes, il est judicieux d'utiliser des plans d'expériences permettant de récolter le maximum d'informations possibles avec minimum de point de données (simulations) spécifiés précédemment comme des plans à critère géométrique.

Également ces types des plans d'expérience sont les plus efficaces dans ce travail vu qu'ils sont construits de sorte à remplir correctement l'espace de définition et donc tirer l'information de toutes les zones de l'espace de recherche d'une manière équiprobable. Suite à cette synthèse et selon les suggestions faites par plusieurs chercheurs principalement (Yeten *et al.*, 2005) les plans qui répondent aux critères géométriques sont les plans les plus adéquats et qui convient au mieux dans l'ingénierie de réservoir. De ce fait nous axons notre étude sur l'emploi des plans Space-Filling et nous utilisons principalement les plans LHC QMCS QMCH qui seront bien détaillés dans le chapitre suivant.

- **Les stratégies d'enrichissement :** Toutes les méthodes d'échantillonnage adaptatives citées précédemment présentent des avantages et des inconvénients. Certaines sont basées sur un aspect statistique pour choisir les points maximisant la probabilité d'amélioration de la surface de réponse, tel que les méthodes MBSI, MPA et MAE. Ces trois méthodes reposent sur le principe d'amélioration de précision du modèle Surrogate afin de sélectionner les zones mal échantillonnées. Cependant ces méthodes sont moins efficaces pour les études d'optimisation via les Surrogates.

Plusieurs études comparatives entre les différentes méthodes ont été relatées dans la littérature :

- (Jones, 2001) a montré que la méthode MAE était nettement supérieure et plus efficace que les méthodes MBSI et MPA.
- (Wang *et al.*, 2014) ont comparé la méthode MIS avec la méthode MAE où ils ont montré la bonne performance de la méthode MIS par rapport à MAE pour le traitement des problèmes d'optimisation via les modèles Surrogates.

Sur la base de tous ces résultats de recherche, et pour la réalisation de ce travail, nous avons été amenés à faire appel à la méthode MIS tout en proposant une nouvelle stratégie d'enrichissement dans le **Chapitre 3**.

- **Les algorithmes d'optimisation** : Dans cette étude les moyens d'optimisation employés pour l'élaboration de notre stratégie sont :
  - L'algorithme génétique AG : Est choisi car il est le plus performant pour les problèmes de placement des puits. Comme nous l'avons vu dans la section précédente, parmi plusieurs études qui ont été réalisées sur le problème d'optimisation de placement des puits avec diverses méthodes d'optimisation. Ceux qui, utilisant l'algorithme génétique comme une méthode de recherche principal montrent que cet algorithme s'avère plus performant et capable de gérer des fonctions hautement multimodales qui sont difficiles à traiter par d'autres méthodes d'optimisation. En addition à ces avantages les AG sont facilement hybridés (couplés) à d'autres techniques et facilement parallélisées puisqu'ils modifient simultanément un ensemble des solutions en plus cet algorithme nous donne la possibilité d'intégrer tous les paramètres de décision du problème indépendamment de leur type (continue ou discrète).
  - Méthode déterministe de recherche locale : L'AG a généralement des progrès initiaux rapides pendant la recherche, mais il souffre des problèmes de localisation de la solution optimale finale. En raison de ses limites, il devient incontesté d'employer une méthode auxiliaire de recherche locale qui améliore significativement l'efficacité de l'optimisation. Pour cette raison et dans cette étude un procédé déterministe de recherche locale similaire à l'algorithme de motif de recherche (GPS) est nécessaire pour répondre aux incapacités de AG à raffiner les résultats.

- **Le modèle Surrogate** : Comme dans cette thèse la fonction objective est représentée par tout un simulateur des réservoirs qui est très exigeant en temps de calcul, deux modèles Surrogate sont employées, un modèle processus gaussien qui est choisi vu son efficacité non seulement à modéliser les dépendances complexes et non linéaires entre les paramètres des problèmes, mais aussi a son pouvoir à accompagner les résultats de prévision par un intervalle de confiance qui permet de fournir une information sur leur précision. Le deuxième modèle employé consiste à une hybridation entre les réseaux de neurones et la logique floue, ce modèle est sélectionné vu qu'il englobe les avantages des deux modèles proxys en un seul modèle ce qui répond parfaitement aux besoins de ce genre des travaux (Zarei, Daliri and Alizadeh, 2008). Ces deux modèles sont bien détaillés dans le prochain chapitre.

Cet aperçu montre qu'il reste encore beaucoup à faire pour améliorer la généralité et la robustesse des moyens d'optimisation dans le domaine du développement des réservoirs. La stratégie hybride qui utilise une multitude des techniques d'optimisation simultanément (des approches d'optimisation directes et de proxy) a présenté des performances remarquables pour le traitement des problèmes d'ingénierie de réservoir soumis à des contraintes complexes. De ce fait ce travail est consacré pour la conception d'un algorithme composite et adaptatif d'optimisation globale sous contrainte, et de tester son efficacité dans une gamme des problèmes de tests synthétiques et des cas des réservoirs réels.

## 2.4 Bilan de bibliographie

D'après la revue de littérature on peut tirer les observations suivantes :

- L'optimisation de développement des champs est une tâche difficile et très complexe vue la multi dimensionnalité du problème, la multi modalité de la fonction objective et ainsi le cout élevé de son traitement. En plus dans l'industrie, y a une insuffisance du temps et du personnel pour exécuter une telle tâche d'optimisation complexe d'une manière qui inclut toutes les exigences et les nécessités pour le développement des réservoirs
- Sur la totalité des études faites, à notre connaissance, nous n'avons pas rencontré un travail similaire au notre traitant l'optimisation des réservoirs complexes (fracturés) avec la prise en compte de toutes les contraintes opérationnelles du champ et suivi d'une analyse économique détaillée.

- Les décisions optimales pour la configuration des plans de développement dépendent de nombreux paramètres non linéairement corrélés entre eux, cela rend le jugement intuitif ainsi que les moyens habituels des essais et des erreurs (employé sur les modèles de simulation) des pratiques inefficaces.
- L'utilisation des routines d'optimisation couplées à des modèles de simulation de réservoir comme des outils d'optimisation automatique est une alternative actuelle qui pourrait améliorer le processus de prise de décision. En outre, malgré les succès obtenus, les stratégies d'optimisation automatique proposées jusqu'à maintenant souffrent encore de diverses imperfections, à savoir ;
  - L'effort computationnel important, et la consommation considérable du temps CPU.
  - La difficulté d'articulation et de traitement des contraintes réalistes des champs.
  - Un manque considérable des études d'applications sur des champs pétroliers réels
- L'optimisation automatique de plan de développement des réservoirs pétroliers à travers des techniques de calculs avancées a de larges perspectives devant elle.

# CHAPITRE 3 THÉORIE, CONCEPTION ET VALIDATION DU MODÈLE ASRM

## Objectifs du chapitre

- Présenter la théorie et les étapes de construction du modèle ASRM.
- Discuter les options de configuration de la stratégie d'optimisation suivie.
- Proposer une approche adaptative pour améliorer le pouvoir prédictif de Surrogate,
- Valider la stratégie d'optimisation ASRM sur un cas test académique

Après l'explication détaillée des différentes méthodes et stratégies d'optimisation via les modèles Surrogates pour les problèmes complexes rencontrés en ingénierie de réservoir, nous allons essayer de contourner ces limites et difficultés par le développement d'une approche originale d'optimisation auto-adaptative basé sur les plans d'expériences et les modèles Surrogates.

Ce chapitre est composé de deux sections :

- Dans la première section, nous présentons la théorie globale de la stratégie ASRM et décrire ainsi sa macrostructure (le squelette).
- Dans la deuxième section, nous présentons les techniques d'optimisation ainsi que leur hybridation pour former les organes (microstructure) de la procédure algorithmique d'ASRM, nous terminons cette section par une validation de cette procédure développée sur un problème Benchmark.

## 3.1 Élaboration du Surrogate adaptatif (ASRM) (Proposition méthodologique)

Afin de résoudre la problématique de rendre possible les processus complexes d'optimisation globale en ingénierie de réservoir, nous proposons la stratégie ASRM d'optimisation adaptative pour prendre en compte simultanément les actions suivantes :

- Réduction du temps d'optimisation à travers :
  - Le contrôle de nombre des simulations par l'emploi des plans d'expériences et les approches d'enrichissement adaptatives ;

- L'approximation du modèle numérique avec des Surrogates à temps de réponse rapide.
- Formulation des contraintes d'un manier qui flexibilise leur traitement lors du processus auto-adaptatif d'optimisation.
- Inspection judicieuse des espaces de recherches irrégulières par l'élaboration d'une stratégie d'exploration dynamique qui permet d'éviter les extrêmes locaux (conduiront à des décisions sous optimales) et de raffiner l'optimum global une fois trouvé.
- Adaptation au changement des différents paramètres caractérisant les problèmes d'optimisation à savoir ; l'objectif, la dimension, le nombre des variables et le type des variables (discrets et/ou continus).

La stratégie de l'ASRM que nous proposons, consiste premièrement à formuler le problème et définir le vecteur des variables d'optimisation ainsi que l'espace de recherche dans lequel on applique les méthodes DoE du type Space-filling pour la création d'un échantillon aléatoire qui répond à la fois au PDF (probabilité densité fonction) choisi ainsi qu'au critère de remplissage uniforme de l'espace de recherche. Suivant l'exploitation des connaissances disponibles sur les paramètres et selon la spécification des contraintes, l'espace de recherche peut prendre une forme plus ou moins irrégulier. De ce fait pour traiter ces cas d'irrégularités nous proposons d'articuler les contraintes dans le processus (algorithme) de planification d'expérience de façon à générer des échantillons qui répondent à la fois aux contraintes techniques du problème et aux critères statistique (PDF et le remplissage uniforme des espaces) de conception des DoE.

Suite au processus d'échantillonnage, nous effectuons des évaluations (des simulations dans cette étude) à chacun des points échantillonnés pour calculer la fonction objective et générer ainsi une base de données. Cette dernière est utilisée pour construire le modèle Surrogate qui sera employé à la place de la fonction couteuse pour calculer les sorties à moindre coût (sans déclencher une simulation). Après cela, nous effectuons une recherche d'optimisation sur le modèle Surrogate afin d'évaluer son optimum et donc avoir tiré une information sur les régions prometteuses de l'espace de recherche, qui peuvent renfermer l'optimum global du problème. Puis dans ces zones prometteuses nous proposons un procédé d'enrichissement évolutive, avec lequel des nouveaux points seront sélectionnés avec une recherche du voisinage intelligent établi dans un domaine dynamique défini autour de la région présélectionnée. Chaque fois que de nouveaux points sont ajoutés, le modèle Surrogate s'améliore et donc la précision d'émulation de la surface de réponse

de problème augmente de façon à faire guider le processus général d'optimisation ASRM rapidement vers la solution optimale.

Les différentes étapes de cette méthodologie seront présentées en détails ci-après, nous les présentons dans l'ordre où ils interviennent dans l'approche de modélisation adaptative.

La procédure complète du Framework ASRM est illustrée dans de la **Figure 3.1**.

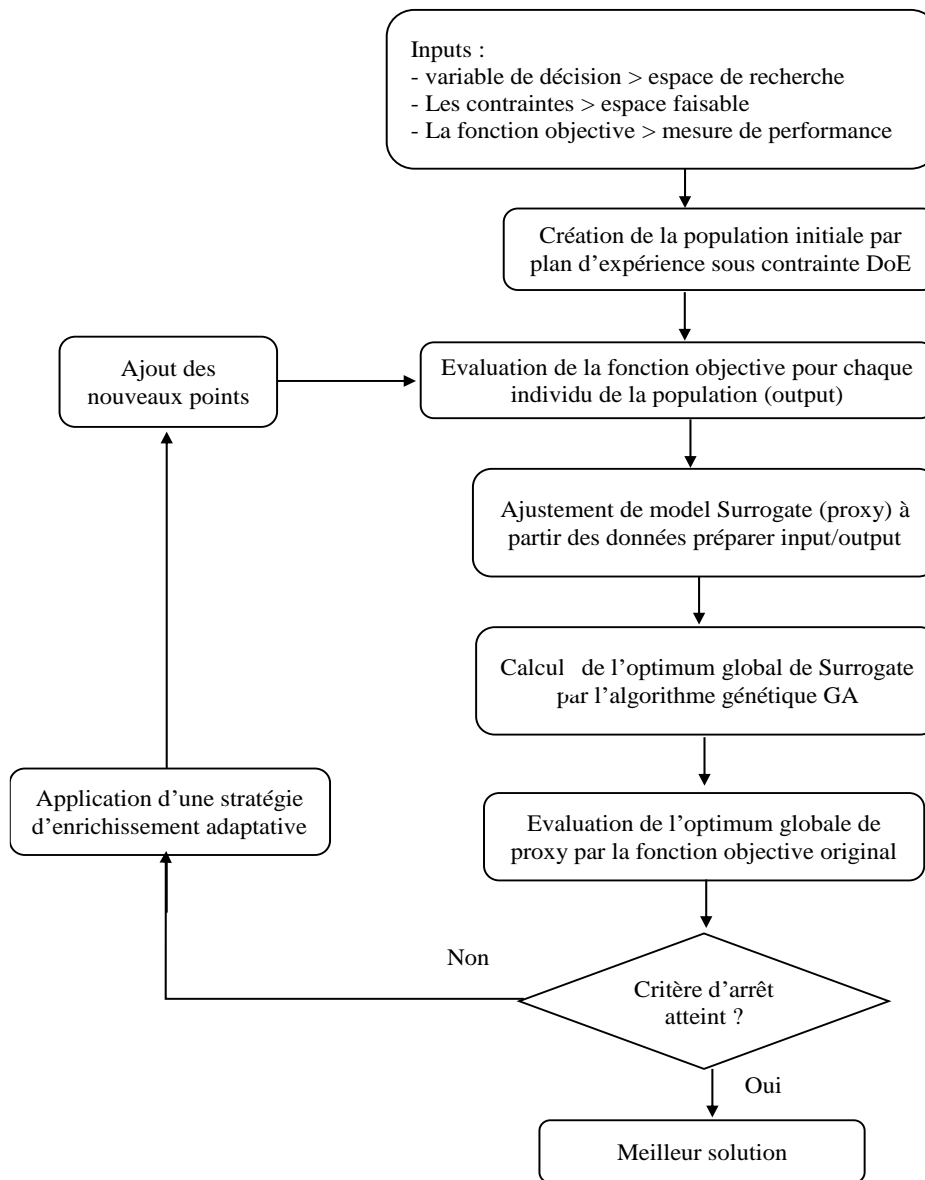


Figure 3.1 - Principe de la stratégie ASRM

Vu que parmi les objectives de prochain chapitre consiste à étudier l'impact de différentes méthodes configurant chaque étape de l'ASRM sur son comportement d'optimisation globale, dans ce qui suit on commence par présenter les variantes des techniques employées pour chaque étape de l'ASRM, leur principe ainsi que la façon de leur adaptation pour répondre aux objectifs de cette thèse.

### 3.1.1 Échantillonnage par plans d'expériences

Un plan d'expériences (DoE) est utilisé pour initialiser l'ASRM avec le maximum d'informations possibles sur la surface de réponse du problème d'optimisation considéré, cette information sera exploitée pour faire l'apprentissage du modèle Surrogate.

Les méthodes d'échantillonnage Space-filling choisis dans cette thèse sont :

- a) **Plan d'hypercube latin (LH)** : ce plan d'échantillonnage convient à un nombre arbitraire de dimensions, où chaque niveau de paramètres n'est représenté qu'une fois sur chaque axe de paramètre par une fonction de densité probabiliste (PDF) spécifique. Par conséquent, ils permettent de faire un échantillonnage uniforme qui n'est pas concentré sur certaines zones du domaine de recherche désignées (Wang *et al.*, 2014).
- b) **Plan Quasi-Monte Carlo (QMC)** : une séquence Quasi-Monte-Carlo qui est une version déterministe des méthodes de Monte-Carlo sont utilisés pour remplacer les nombres aléatoires par des nombres déterministes formant des séquences à faible discordance qui assurent une meilleure uniformité d'occupation des zones à échantillonner. À cette fin, deux variantes des conceptions QMC connues sous les noms de QMC Sobol (Sobol', 1967) et QMC Halton (Halton, 1964) sont utilisées dans cette thèse pour générer des séquences de points convenables pour étudier le problème a expérience simulée de développement des champs.

Avant l'exploitation de ces plans d'expériences un test d'évaluation de leur aptitude à fournir un échantillon aléatoire qui suit une distribution normale est réalisé. Pour cela, on a généré avec chaque plan un échantillon de quelques milliers de points, puis on a présenté la distribution de ces points dans l'espace de recherche ainsi que leur courbe PDF. Les résultats de test sont présentés dans la **Figure 3.2**.



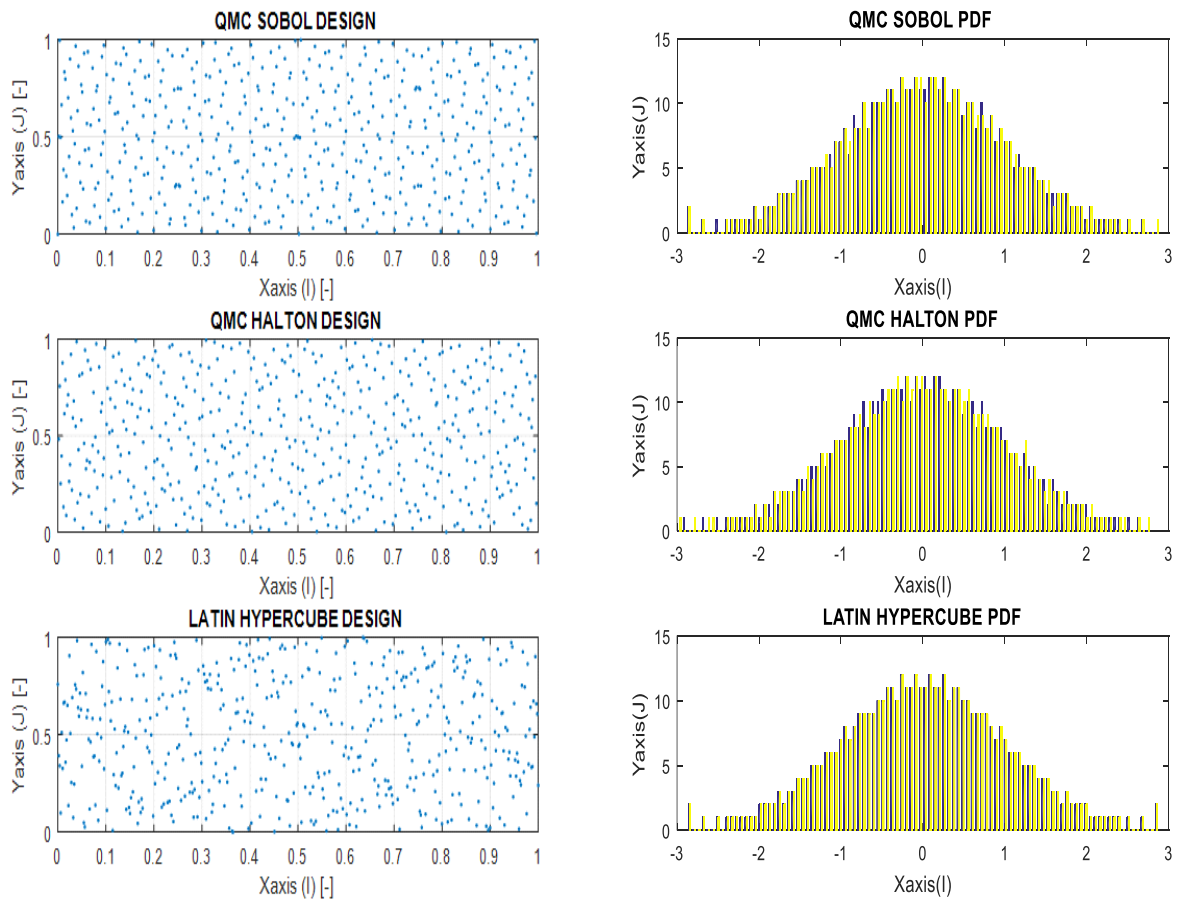


Figure 3.2 - Échantillonnage avec les trois plans Space-filling avec leur fonction des densités probabilistes

D'après les figures on peut voir clairement qu'avec les trois stratégies d'échantillonnage utilisées dans ce travail, on a un remplissage uniforme de l'espace d'échantillonnage en plus ils sont tous bonnes du point de vue statistique car ils suivent tous la courbe de distribution normale parfaite (courbe de Gauss), et ils sont également meilleures que la fonction **RANDN** de Matlab **Figure 3.3** qui est la plus utilisée par la communauté d'optimisation pour générer tel type d'échantillon aléatoire.

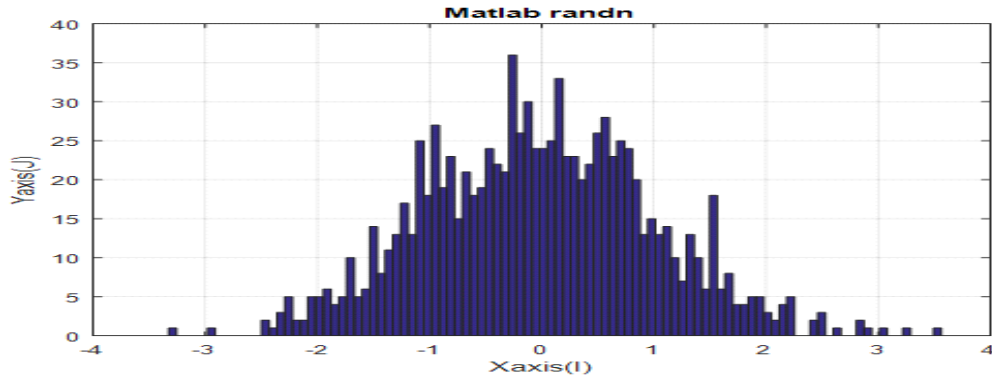


Figure 3.3 - Fonction de densité probabiliste pour la RANDN de Matlab

Dans les cas où nous disposons d'informations sur la surface de réponse dans certaines zones prédéfinies, il est judicieux d'éliminer ces zones de l'espace d'échantillonnage pour ne pas évaluer des échantillons dont on connaît la performance. En revanche ceci va nous créer des zones d'échantillonnages irrégulières où les plans d'expériences ne peuvent pas s'appliquer aisément.

Pour répondre à cela dans les travaux de cette thèse on a modifié la stratégie d'échantillonnage des trois plans DoE considérés, par l'introduction des contraintes géométriques du domaine à échantillonner au sein du processus de travail des plans d'expériences. Avec cette modification les DoE acquièrent une capacité à présumer d'une uniformité dans la distribution des points seulement dans les régions d'intérêt où il existe peu ou pas d'informations sur les effets sous-jacents des variables sur la réponse. La boîte à outils (MBC) du logiciel MATLAB (Mathworks, 2021) a été utilisée comme plateforme de travail pour exécuter ces modifications et ainsi avoir généré des plans Space-felling DoE sous contrainte sur des espaces multidimensionnels irréguliers.

Cette pratique détaillée et illustrer dans les cas d'application des chapitres venants est une nouveauté qui s'ajoute aux différentes contributions de cette thèse dans le domaine d'optimisation complexe.

### 3.1.2 Modélisation Surroagte (Processus Gaussien & neuro-flou (ANFIS))

Parmi la grande variété des techniques de construction de modèles de substitution, le modèle Processus Gaussien (PG) et le système d'inférence neuro-flou adaptatifs ANFIS sont utilisés comme des méta-modèles dans ce travail pour construire l'ASRM.

Dans ce qui suit on présente la configuration adoptée dans cette thèse pour les deux modèles Surrogates, ainsi que les moyennes d'évaluation de leurs performances.

### 3.1.2.1 Le Processus Gaussien PG

Le Processus Gaussien est une interprétation bayésienne du Krigeage classique qui permet de traiter le processus de régression non linéaire avec une grande flexibilité (Rasmussen and Williams, 2006). Son principe consiste à encoder dans une première étape notre opinion primaire sur la réponse à l'aide d'une distribution préalable sur l'espace d'étude. Puis après l'exposition des données, le PG utilise une règle bayésienne pour combiner l'opinion primaire avec les outputs de la base de données et produire ainsi une distribution postérieure. Cette dernière est utilisée pour prédire les valeurs de sortie pour les inputs dont on n'a pas de réponse mais qu'ils sont conditionnés par la marge de variation considéré dans d'étude. Conséquemment, ce processus fournit un PG postérieur souvent appelé le substitut bayésien, qui est simultanément compatible avec nos prédictions et les données.

De point de vue mathématique la configuration de PG prendre comme distributions de probabilité le modèle gaussien. De ce fait, dans une première étape ce modèle de régression va définir une fonction moyenne  $m(x)$  et une fonction de covariance  $cov(x, x')$  afin de représenter la relation fonctionnelle entre le sous-ensemble finit  $XN \times D$  de variables aléatoires  $x = (x_1, \dots, x_D)$  (inputs), et leurs réponses  $\{x_i, y(x_i); i = 1, \dots, N\}$  (outputs).

Cela est traduit mathématiquement comme suivant :

$$f(x)|\delta \sim PG[f(x)|m(x; \delta), cov(x, x'; \delta)] \quad (12)$$

Où  $\delta$  est un vecteur incluant tous les hyper-paramètres du modèle.

Vu que cette thèse traite les problèmes dont on ne dispose pas d'une information sur la tendance ou la variation de la réponse dans l'espace réalisable, le moyenne  $m(x; \delta)$  est considéré comme étant égal à zéro. Cependant, en ce qui concerne la fonction de covariance, nous utilisons le long de ce travail une des fonctions les plus recommandées pour l'apprentissage automatique, connue sous le nom Matern-3/2-Covariance-Kernel données par l'équation ci-après,

$$cov(x, x', \delta) = \sigma_f^2 \left( 1 + \sqrt{3} \cdot \sum_{i=1}^D (x_i - x'_i)^2 / l_i^2 \right) \cdot \exp \left( -\sqrt{3} \cdot \sum_{i=1}^D (x_i - x'_i)^2 / l_i^2 \right) \quad (13)$$

Où  $\delta = \{\sigma_f, l_1, l_K\}$ , et  $D$ , représente la dimension de l'espace de recherche. Et  $\sigma_f, l_i$  sont deux paramètres positifs qui déterminent la forme de la fonction de covariance. Ces paramètres peuvent être interprétés comme la fréquence du signal de la réponse avec son échelle de longueurs respectivement, le long de la dimension d'entrée  $i$ . pour plus d'informations sur les types existents pour les fonctions de covariance et leur fondement mathématique, voir le chapitre 4 de (Rasmussen and Williams, 2006).

Avec cette fonction de covariance, le PG est capable de modéliser des structures de données fortement irrégulières. Également le processus de prédiction de PG consiste en la détermination de la réponse  $y^*$  a un point d'entrer quelconque  $x^*$ . Ceci via le calcul à ce dernier une distribution pour la prédiction de sa réponse, et cela par l'emploi de toute l'information des réponses  $y_I : N$  déjà disponibles à tous les autres points  $x_I : N$ . Cette distribution à postérieure est également de forme gaussienne et donner comme suivant :

$$f(x^*)|x_{1:N}, y_{1:N}, \delta \sim GP[f(x^*)|\tilde{m}(x^*; \delta), \tilde{cov}(x^*, x^*; \delta)] \quad (14)$$

Dont la moyenne et la covariance (pour estimer de la sortie) sont obtenues par :

$$\tilde{m}(x^*; \delta) = K^*(K + \varphi^2 I_N)^{-1} y_{1:N} \quad (15)$$

$$\tilde{cov}(x^*, x^*; \delta) = cov(x^*, x^*; \delta) - K^*(K + \varphi^2 I_N)^{-1} K^{*'} \quad (16)$$

Où  $\varphi > 0$  est un autre hyper-paramètre qui doit être déterminé à partir des données,  $I_N$  une matrice identité  $K$  et  $K^*$  sont des matrices de covariances données par,

$$K := K(X, X; \delta) = \begin{pmatrix} k(x_1, x_1; \delta) & \dots & k(x_1, x_N; \delta) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_N, x_1; \delta) & \dots & k(x_N, x_N; \delta) \end{pmatrix} \quad (17)$$

$$K^* = K(x^*, X; \delta) = \begin{pmatrix} k(x^*, x_1; \delta) \\ \vdots \\ k(x^*, x_N; \delta) \end{pmatrix} \quad (18)$$

$$K^{*'} = K(X, x^*; \delta) \quad (19)$$

À cette fin, la valeur prédite  $y^*(x^*)$  est supposée être la valeur moyenne de la distribution a posteriori et l'écart type  $\sigma(x^*)$  de cette distribution est utilisé comme critère de précision de la prédiction (moyenne de mesure de l'incertitude sur les prévisions à faire).

La modélisation précise de la relation fonctionnelle entre les entrées-sorties de la base de données avec un modèle PG nécessite principalement une bonne estimation des valeurs des hyper-paramètres de ce dernier. Également dans ce travail l'estimation des hyper-paramètres de modèle PG est formulée comme un problème d'optimisation dont nous cherchons à maximiser le log de vraisemblance à la base des données expérimentales disponibles ce qui est écrit mathématique comme suit :

$$\delta^*, \varphi^* = \underset{\delta, \varphi}{\operatorname{argmax}} \ell(\delta, \varphi; x_{1:N}, y_{1:N}) \quad (20)$$

Où  $\ell$  est donné par :

$$\ell(\delta, \varphi; x_{1:N}, y_{1:N}) = \log p(y_{1:N} | x_{1:N}, \delta, \varphi) \quad (21)$$

Et :

$$\begin{aligned} \log p(y_{1:N} | x_{1:N}, \delta, \varphi) = & -\frac{1}{2} y_{1:N}^T (K + \varphi^2 I_N)^{-1} y_{1:N} \\ & -\frac{1}{2} \log |K + \varphi^2 I_N| - \frac{N}{2} \log (2\pi) \end{aligned} \quad (22)$$

Pour résoudre le problème d'optimisation de l'Éq.20 le solveur **Fmincon** de MATLAB a été utilisé pour l'ajustement des paramètres de modèle PG.

### 3.1.2.2 Le système d'inférence adaptatif neuro-flou (ANFIS)

L'ANFIS est une sorte de réseau de neurones qui dépend du système d'inférence floue de Takagi – Sugeno (TKS), qui a été initialement introduit par Jang (Jang, 1993). Comme il intègre à la fois les réseaux de neurones et la logique floue, il devient capable de saisir les avantages des deux méthodes simultanément. En d'autres termes, nous avons le raisonnement de la logique flou et l'efficacité computationnelle des réseaux neuronal. Son système d'inférence correspond à un ensemble de règles floues « If – Then » qui possèdent des capacités d'apprentissage permettant d'approcher des fonctions non linéaires (fournir des résultats aussi proches que possibles aux résultats réels). L'architecture de l'ANFIS (voir la **Figure 3.4**) comprend deux types de nœuds à paramètres variables, appelés nœuds carrés et nœuds circulaires;

- Les nœuds carrés représentent d'un part les fonctions d'appartenance (MF) des antécédents, supposés de type gaussien dans la présente étude, et de l'autre part les fonctions linéaires pour les paramètres de conséquence de type TKS.
- Les nœuds circulaires, qui ont des paramètres fixes et sont situés dans les couches intermédiaires, sont utilisés pour connecter les nœuds des antécédents aux nœuds conséquents.

L'architecture ANFIS peut être décrite comme un système neuronal à plusieurs couches, comme illustrée à la **Figure 3.4**.

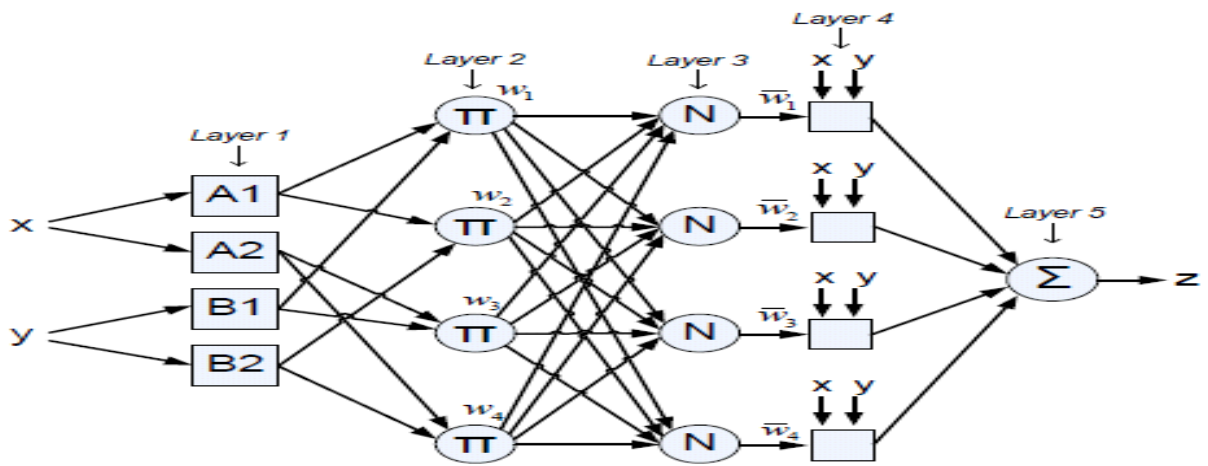


Figure 3.4 - Exemple d'un réseau ANFIS avec 2 inputs et 2 fonctions d'appartenance

Les cinq couches qui forment l'ANFIS sont nécessaires pour effectuer les actions suivantes :

- **Couche 1** : créer une note d'adhésion des règles linguistiques.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad i = 1, 2 \quad (23)$$

$$O_{1,i-2} = \mu_{B_{i-2}}(y), \quad i = 3, 4 \quad (24)$$

- **Couche 2** : calcul de la puissance de déclenchement d'une règle par multiplication.

$$O_{2,1} = w_1 = \mu_{A_1}(x) * \mu_{B_1}(x). \quad (25)$$

$$O_{2,2} = w_2 = \mu_{A_1}(x) * \mu_{B_2}(x). \quad (26)$$

$$O_{2,3} = w_3 = \mu_{A2}(x) * \mu_{B1}(x). \quad (27)$$

$$O_{2,4} = w_4 = \mu_{A2}(x) * \mu_{B2}(x). \quad (28)$$

- **Couche 3** : calcul du rapport de la puissance de déclenchement de la  $i^{\text{ème}}$  règle.

$$O_{3,i} = w_i / (w_1 + w_2 + w_3 + w_4). \quad i = 1, 2, 3, 4. \quad (29)$$

- **Couche 4** : calcul de la contribution de la  $i^{\text{ème}}$  règle à la sortie totale.

$$O_{4,i} = w_i f_i = w_i (p_i x + q_i y + r_i). \quad i = 1, 2, 3, 4. \quad (30)$$

Où  $p_i, q_i, et r_i$  sont des coefficients de conséquences des fonctions linéaires  $f_i$  pour le système d'inférence floue (TKS).

- **Couche 5** : calcul de la sortie totale du système en faisant la somme des contributions de chaque règle.

$$O_5 = \sum_i w_i f_i = \sum_i w_i (p_i x + q_i y + r_i). \quad i = 1, 2, 3, 4. \quad (31)$$

Les règles linguistiques de l'ANFIS sont définies d'une façon où la première partie (IF) est liée aux antécédents et la deuxième partie (THEN) aux conséquences, si on prend l'exemple de la **Figure 3.4**, qui montre une conception structurelle d'un ANFIS avec deux entrées et une seule sortie, les quatre (4) règles "IF- THEN" dans ce cas sont définies comme suit :

$$\text{if } X \text{ is } A1 \text{ and } Y \text{ is } B1, \quad \text{then } f_1(p_1 x + q_1 y + r_1). \quad (32)$$

$$\text{if } X \text{ is } A1 \text{ and } Y \text{ is } B2, \quad \text{then } f_2(p_2 x + q_2 y + r_2). \quad (33)$$

$$\text{if } X \text{ is } A2 \text{ and } Y \text{ is } B1, \quad \text{then } f_3(p_3 x + q_3 y + r_3). \quad (34)$$

$$\text{if } X \text{ is } A2 \text{ and } Y \text{ is } B2, \quad \text{then } f_4(p_4 x + q_4 y + r_4). \quad (35)$$

Pour concevoir le modèle ANFIS, un algorithme de regroupement soustractif est utilisé pour bien préparer les données à la modélisation. Cette technique permet de subdiviser les données en

un certain nombre d'ensembles (cluster) puis chaque ensemble sera représentée par son rayon d'influence dont la valeur varie entre 0 et 1 (Rantala and Koivisto, 2002).

Comme dans cette étude, l'ANIFS est utilisé toujours avec une seule variable de sortie, la fonction MATLAB **Genfis2** qui repose sur un algorithme de regroupement soustractif est employée pour générer les FIS initiaux destinés à la formation des modèle ANFIS (c'est-à-dire l'initialisation des paramètres de fonction d'appartenance) et donc à l'extraction des règles qui modélisent l'information des données.

Dans la dernier étape et après avoir obtenu la structure FIS du type Sugeno, il devient concevable d'utiliser la structure ANFIS pour modéliser les données d'apprentissage, pour ce faire, l'ANFIS utilise la méthode des moindres carrés en conjonction avec la méthode de descente de gradient par propagation arrière BFGS comme un algorithme hybride pour l'ajustement des fonctions d'appartenance de FIS, et donc l'optimisation des paramètres des systèmes d'inférence floue TKS, qui permettent de modéliser la surface de réponse complexe.

Jusqu'à présent, l'utilisation d'ANFIS ainsi que le PG comme des modèles Surrogate dans le problème du placement de puits n'avait pas encore fait l'objet d'une étude approfondie.

### 3.1.2.3 Critères de performance des modèles Surrogates

Pour évaluer l'efficacité des modèles Surrogates exprimée par la précision de prédiction, un certain nombre de critères statistiques qui sont basée sur l'écart entre les valeurs de la fonction objective mesurées et les valeurs prévues par le Surrogate sont employé dans cette étude. Ces critères sont principalement l'écart relatif absolu moyen en pourcentage (AAPRD%), l'erreur quadratique moyenne et le coefficient de corrélation ( $R^2$ ). De plus, le test de prédiction par validation croisée (Leave One Out Cros Validation « LOOCV ») est pris en compte. Les formules mathématiques des critères d'évaluation employées sont détaillées dans (Scheidt, 2006c; Sanjari and Lay, 2012) et sont données comme ci-après.

#### a) Racine moyenne de l'erreur quadratique (RMSE) :

$$RMSE = \sqrt{(1/N) \cdot \sum_{i=1}^N (NPV_{i,m} - NPV_{i,p})^2} \quad (36)$$

Où :



- ( $NPV_m$  et  $NPV_p$ ) sont valeurs de la fonction objective mesurer et prédit respectivement
- ( $N$ ) la taille de l'échantillon.
- ( $i$ ) l'indice de point de donnée

**b) Coefficient de corrélation ( $R^2$ ) :**

$$R^2 = 1 - \left( \sum_{i=1}^N (NPV_{i,m} - NPV_{i,p})^2 / \sum_{i=1}^N (NPV_{i,m} - \overline{NPV})^2 \right) \quad (37)$$

**c) Moyenne absolue de l'erreur relative en pourcentage (AAPRD) :**

$$AAPRD = 1/N \cdot \sum_{i=1}^N |(NPV_{i,m} - NPV_{i,p}) / NPV_{i,m}| \cdot 100 \quad (38)$$

**d) Validation croisée "laissez-un-dehors" LOOCV :**

$$LOOCV = \sum_{i=1}^N e_{(i)}^2 = \sum_{i=1}^N (NPV_{i,m} - NPV_{i,p})^2 \quad (39)$$

Le coefficient LOOCV est ensuite utilisé pour calculer une approximation de  $R^2$  pour la prédiction, souvent notée  $Q^2$  et qui est donnée par :

$$Q^2 = 1 - \left( LOOCV / \sum_{i=1}^N (NPV_{i,m} - \overline{NPV})^2 \right) \quad (40)$$

### 3.1.3 Optimisation globale via l'algorithme génétique AG

De manière générale, L'algorithme génétique constitue un bon point de départ dans notre étude vue qu'il peut répondre aux trois exigences d'adaptabilité, de robustesse et de flexibilité nécessaires pour démontrer l'efficacité du processus d'optimisation globale. Dans cette étude, le processus itératif de l'AG est configuré en dix points comme suivant :

1. Initialisation de la population  $P(t)$ ,  $t = 0$  de l'AG par un plan d'expérience du type LH (génération d'une population initiale de chromosomes) ;
2. Un codage binaire pour représenter les individus de la population  $P(t)$ , (les solutions possibles du problème)

3. Évaluation de la population courante  $P(t)$  : calcul de la fonction objective pour tous les individus
4. Sélectionner les individus de  $P(t)$  les plus aptes à produire des bonnes solutions lors des prochaines générations avec l’algorithme de la roulette (Roulette Wheel Selection), appeler les “parents”  $P0(t)$  ;
5. Application de l’opérateur génétique de croisements (mécanisme d’échange d’informations au hasard) entre parents et créations des “enfants” (des nouveaux points)  $\Rightarrow P1(t)$  ;
6. Application de l’opérateur génétique de mutation (perturbation aléatoire)  $\Rightarrow P2(t)$  ;
7. Formation de la nouvelle population  $P(t + 1)$  à partir de décodage et d’évaluation des individus de  $P(t)$ ,  $P1(t)$  et de  $P2(t)$ .
8. Passer à la prochaine itération  $t \leftarrow t + 1$  ; Si le critère d’arrêt n’est pas satisfait, retour en étape 2.
9. Poursuivre le processus jusqu’à ce que le nombre maximal de générations soit atteint.

La **Figure 3.5** présente une illustration de processus de travail de l’AG employé dans cette thèse.

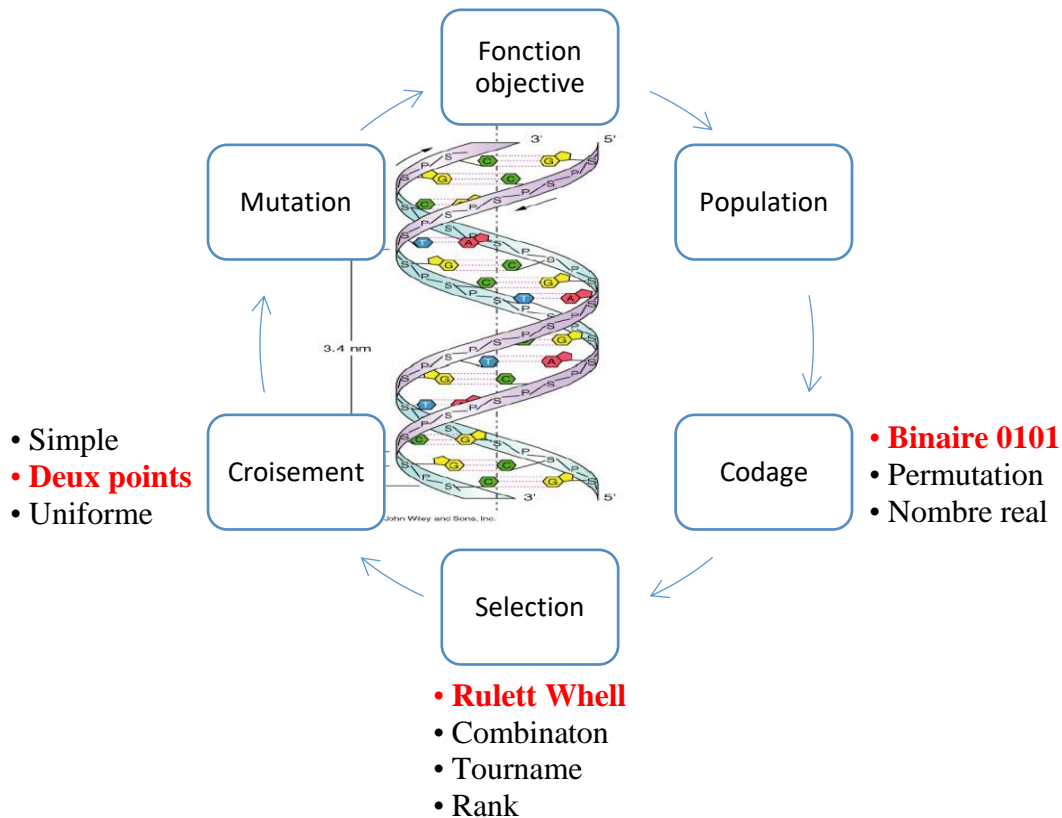


Figure 3.5 - Procédure algorithmique de l'AG

À la fin de procédure itérative, le chromosome qui donne la meilleure performance sera considéré comme la solution la plus proche à l'optimum de problème.

Afin d'évaluer l'efficacité de la configuration d'AG suivie dans cette étude, on a lui appliquer sur la fonction Peaks (Matlab, 2021) qui est une fonction développer pour tester l'optimalité des algorithmes d'optimisation, et les résultats de cette application sont présentées dans la **Figure 3.6**.

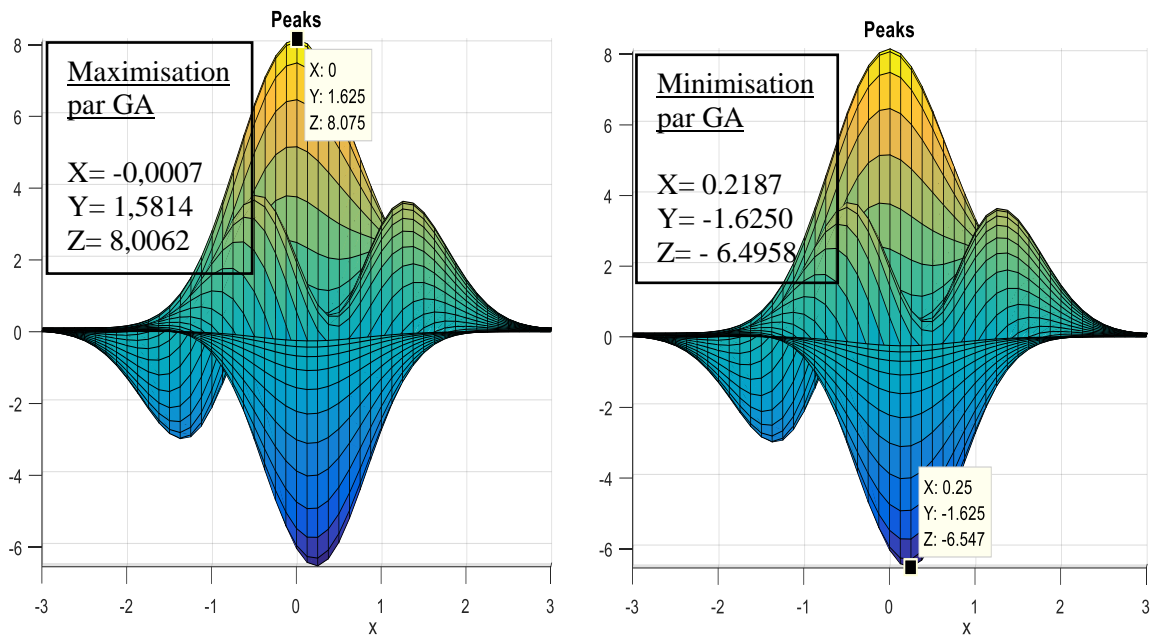


Figure 3.6 - Performances de l'AG sur la fonction de test Peaks

Où :

- La partie gauche présente les résultats de recherche sur le maximum par le GA (fenêtre blanche). Le maximum réel est présenté dans la fenêtre jaune.
- La partie droite présente les résultats de recherche sur le minimum par le GA (fenêtre blanche). Le minimum réel est présenté dans la fenêtre jaune.

Selon les chiffres, l'AG il a réussi à rapprocher les deux optimums (Min et Max) de la fonction Peaks avec une précision remarquable. En exploitant ces résultats nous pouvons valider empiriquement l'efficacité et la robustesse de la configuration suivie pour l'AG, et ainsi justifier son utilisation sur les différents cas d'application de cette thèse.

### 3.1.4 Articulation et traitement des contraintes (élaboration d'une nouvelle stratégie)

Lors de l'optimisation avec l'AG, le processus de reproduction génère souvent des nouvelles populations avec de nombreux individus irréalisables (c.à.d. ne répondent pas aux contraintes exigés), ceci nécessite ainsi une stratégie pour gérer efficacement les contraintes au sein de l'optimiseur. Dans la littérature, plusieurs méthodes ont été développées pour adresser ça, dont les plus populaires sont la stratégie de réparation et la fonction de pénalité (Gen and Cheng, 1999).

Dans cette étude, une stratégie d'hybridation séquentielle entre ces deux techniques est proposée pour traiter les contraintes au sein de l'AG lors d'optimisation. Dans cette stratégie en fonction du type de violation des contraintes, nous appliquons une des deux techniques de traitement comme présenter dans la **Figure 3.7**.

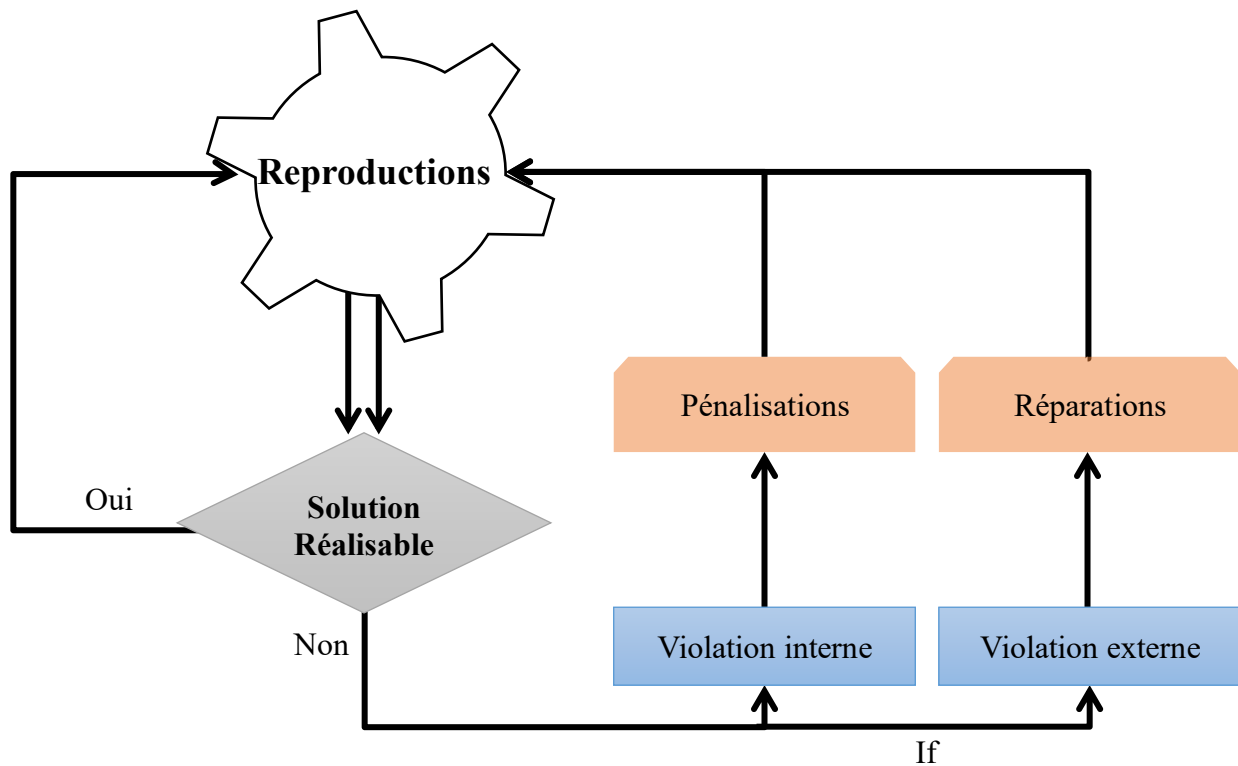


Figure 3.7 - Stratégie hybride de traitement des contraintes dans l'AG

### 1. Traitement de la violation externe :

Lorsque certains individus produits par l'AG possèdent des valeurs (pour les variables de décisions) qui violent toutes les plages de variation prédéfinies (c'est-à-dire la contrainte de limite de domaine), nous appliquons la technique de réparation, de sorte que chaque individu de la région irréalisable sera réinitialisé à l'individu le plus proche qui est situé dans l'espace réalisable.

En utilisant cette procédure, nous pouvons convertir les solutions irréalisables en solutions réalisables tout en conservant légèrement l'information de l'état initial, ce qui est utile pour aider à obtenir la solution optimale. L'application/formulation de cette stratégie dépend des spécificités du problème à traiter, de ce fait dans les chapitres venants en présent deux méthodes différentes pour l'application de cette stratégie.

Dans la littérature (Bellout, 2014) a utilisé une technique similaire pour gérer les contraintes non linéaires sur un problème d'optimisation combinatoire.

### 2. Traitement de la violation interne :

Lorsque l'AG génère, un individu qui possède des valeurs appropriées pour certains paramètres et violant la contrainte de limite de domaine de variation pour les autres, nous utilisons la méthode de la fonction de pénalité. Cette méthode cherche à transformer un problème d'optimisation sous contrainte en un problème sans contraintes en pénalisant les valeurs objectives des solutions infaisables (c'est-à-dire un individu qui ne respecte pas certaines contraintes).

Théoriquement il n'existe pas une règle générale pour la conception de la fonction de pénalité, de ce fait sa formulation dépend principalement de la compréhension du problème à traiter. À titre d'exemple dans le test de la fonction Peaks **Figure 3.6** les individus qui présentent la violation interne sont pénalisés par la multiplication de leur valeur de la fonction objective par un coefficient ( $\alpha$ ) qui prend une valeur dans l'intervalle  $[0, 1]$ . Plus l'ampleur de violation est grande plus  $\alpha$  prend des valeurs très faibles et vice-versa.

D'autre exemple pour la formulation de la fonction de pénalisation sont présentés dans les prochains chapitres pour le traitement des problèmes d'ingénierie de réservoir.

### 3.1.5 Enrichissement adaptatif de l'ASRM (proposition d'un nouvel Framework)

Le Framework adaptatif du ASRM est inspiré de l'algorithme de recherches par motifs généralisés (Generalized Pattern Search GPS), ce Framework, consiste en une technique qu'on propose pour l'exploration d'espace de recherche avec des sous-ensembles dont les tailles sont adaptables selon le rythme d'optimisation. Le principe de ce Framework d'enrichissement et explique comme suivant :

Après le lancement de processus d'optimisation, le ASRM commence à effectuer dans un premier temps une recherche d'optimisation sur le modèle Surrogate initial afin de trouver son optimum. Puis la simulation c'est exécuté pour obtenir la valeur réelle de la fonction objective, qui sera évaluée par rapport au meilleur individu existant dans la base de données. À ce moment et à la base de l'information tirée de la comparaison entre les deux meilleurs individus de début et de la fin de l'itération (i), le Framework online d'exploration et d'échantillonnage sera engagé comme suit.

Après la définition d'un domaine de taille ( $D_k \in \mathbb{R}_k^{+*}$ ) autour du point qui a la valeur maximale de la fonction objective. Des nouveaux points seront ajoutés dans ce domaine judicieusement avec un plan d'expérience. Ces nouveaux points du nombre  $N$  avec leurs résultats de simulation sont ensuite exploités pour décider sur la prochaine itération. À ce moment en fonction du rythme (résultats) d'optimisation dans l'itération (i) le domaine défini sera réajusté en taille pour la prochaine itération d'une façon à assurer une alternance entre la recherche globale et locale lors d'exécutions. Le réajustement de taille de domaine dépende des améliorations atteintes comme suivant :

- Dans le cas d'une forte amélioration des résultats entre deux itérations successives la taille de domaine multidimensionnel  $D_k$  sera augmentée pour accélérer le processus et ainsi assurer la globalité de la recherche
- Dans le cas inverse où il n'y a pas des améliorations des résultats le domaine sera réduit afin de raffiner encore les résultats trouver.

Cela est formulé mathématiques comme suivant :

$$V_k(i + 1) = V_k(i) + \tau \cdot w_k \cdot \Delta k, \quad k = [1, 2, 3, \dots K]. \quad (41)$$

Où  $V_k$  est le variable k de la solution optimale trouvé à l'itération (i),  $\Delta k$  est le pas d'ajustement de domaine de variation de variable k et  $\tau > 1$  est un nombre rationnel qui reste constant sur toutes les itérations.

$$w_k = \begin{cases} \{0, 1, \dots, w^+\} & \text{Si l'itération est un succès.} \\ \{(w^-), (w^- + 1), \dots, -1\} & \text{Sinon.} \end{cases} \quad (42)$$

Ainsi la taille de domaine de variation multidimensionnelle a l'itération (i) est donner par :

$$D_k(i) = [ V_k(i) - V_k(i - 1) ], \quad k = [1, 2, 3, \dots, K]. \quad (43)$$

Les paramètres  $\tau, w_0, \Delta k, et N$ , sont définis par l'utilisateur et dépend de la connaissance du problème. Dans le cas où  $\tau = 1, w_0 = 1, \Delta k = 16, et N = 31$ , si on a trois variables de décisions  $V_1, V_2$  et  $V_3$  le domaine d'échantillonnage adaptatif sera défini comme dans la **Figure 3.8**, ou le point en rouge représente l'optimum de l'itération (i) autour de quels les points d'échantillonnage sont distribué par un plan LH.

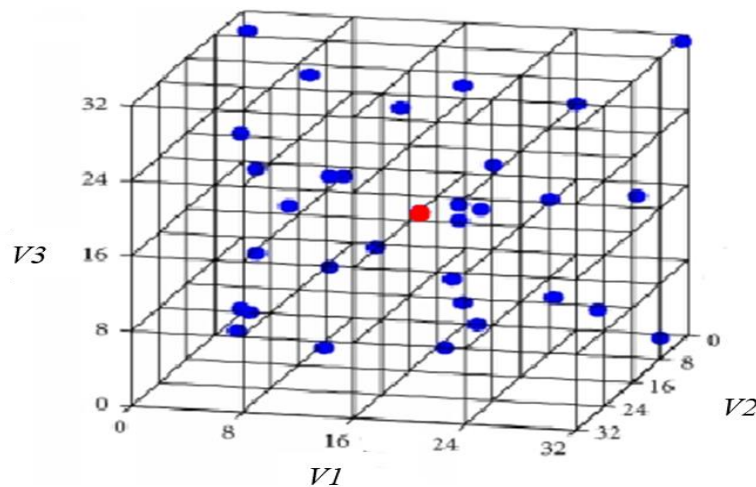


Figure 3.8 - Domaine d'échantillonnage adaptatif autour de l'optimum avec 31 points.

Ce mécanisme, au début du processus, il va rechercher à l'optimum global, mais à la fin de l'optimisation, il va affiner l'optimum global trouvé. Il passe progressivement de la recherche globale à la recherche locale lors de l'optimisation. Lorsque le nouvel ensemble d'échantillons répond au critère de convergence, la recherche s'arrête. Sinon, une autre boucle d'échantillonnage adaptatif sera commencée.

L'ajout de la nouvelle information ainsi que l'adaptabilité au sein de Framework proposer (voir **Figure 3.9**) est en effet assuré par ces deux mécanismes :

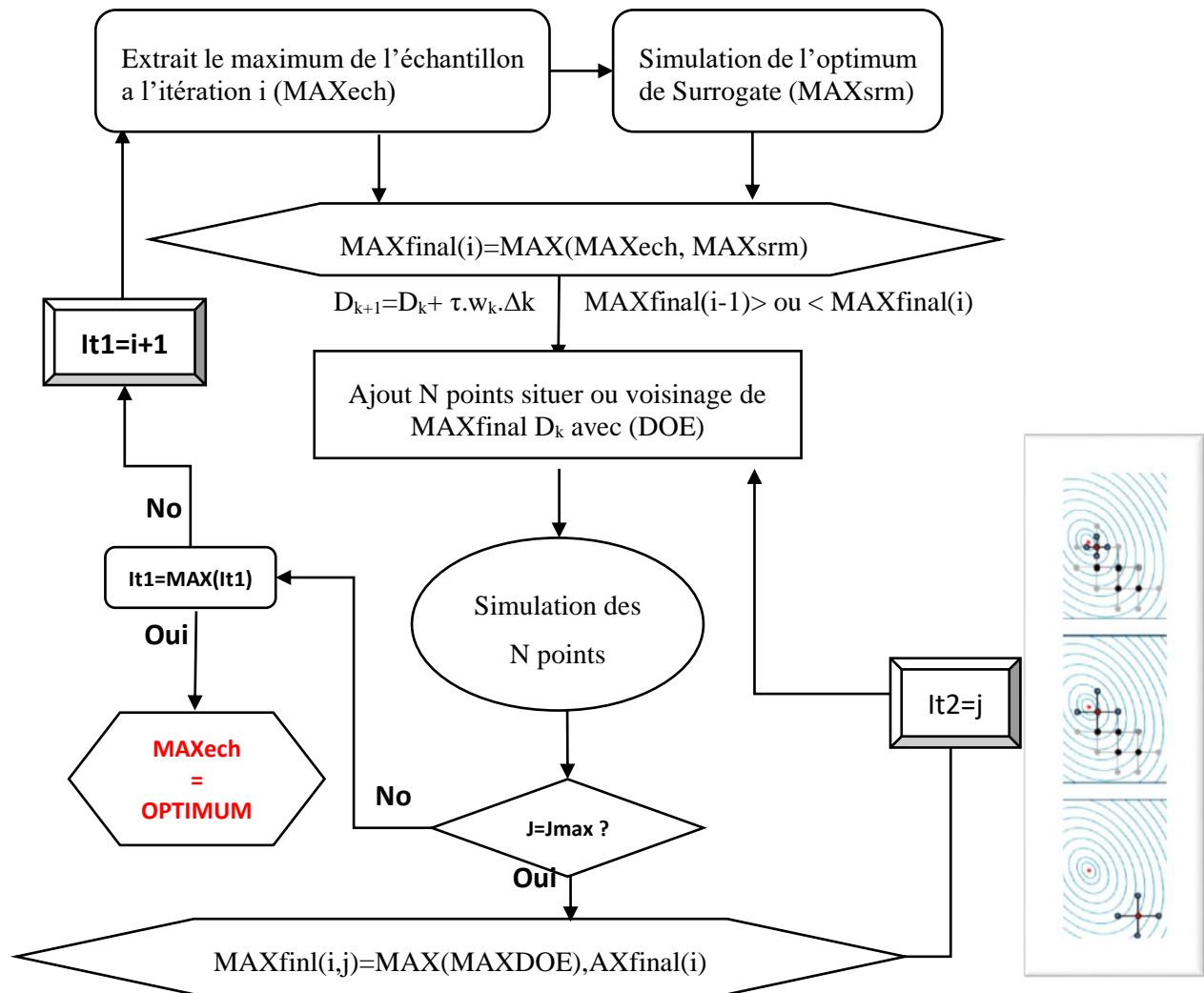


Figure 3.9 - Framework de la stratégie adaptative du ASRM

- a) **Enrichissement efficace (l'amélioration globale de Surrogate)** : Dans ce mécanisme est à la fin de chaque itération (i) on ajoute par un plan d'expérience d' autre points de données autour de l'optimum trouvé, ceci pour extraire plus d'information qui sera exploitée pour la mise ajoure de modèle Surrogate. Ce processus sera puis réitéré jusqu'à atteindre le critère d'arrêt.

Cette stratégie permet à l'ASRM de s'adapter aux caractéristiques du problème au fur et à mesure du déroulement de processus d'optimisation voire la partie gauche de la **Figure 3.9**.



**b) Enrichissement intense (recherche des extrema) :** Cette stratégie sert principalement à capturer l'irrégularité de la réponse réelle dans le domaine prédéfini. Dans ce cas, autour de l'optimum de l'itération (i) un domaine est défini dans lequel des nouveaux points seront ajouter par un DoE et évaluer par le simulateur, puis du meilleur entre eux on engage un autre domaine avec une taille modifiée en fonction de l'amélioration observée, au sein de ce nouveau domaine d'autres nouveaux points sont ajoutés et évaluer encore par le simulateur sans passer par le Surrogate et ainsi de suite jusqu'à atteindre le critère d'arrêt. Voir côté droit de la **Figure 3.9**.

Dans ce mécanisme on peut remarquer que le modèle Surrogate est absent et les points sont en train de s'évaluer que par le modèle de simulation de ce fait ce processus va permettre à l'ASRM de capturer parfaitement le comportement réel de la réponse dans la zone d'intérêt. Cependant pour ( $m$ ) itération dans cette boucle avec  $N$  points additionnels, nous allons faire un nombre de ( $m*N$ ) simulations ce qui rendre ce mécanisme un processus chronophage.

Également, à la fin de cette stratégie intense de recherche des extrema, toutes les simulations effectuées sont ajoutées à la base de données et ainsi utilisées pour améliorer le modèle Surrogate.

Ces deux stratégies Intenses et Efficace d'enrichissement sont proposés dans le but de remédier aux inconvénients des approches adaptatives (on-line) existantes dans la littérature, en plus de dépasser certains modes de défaillance de ces méthodes telles que ceux détaillés dans (Queipo *et al.*, 2005).

## 3.2 Processus algorithmiques du modèle ASRM

Après la spécification des structures Macro et Micro du Framework d'ASRM ainsi que tous les composants entrant dans sa construction à savoir les DoE comme des stratégies d'échantillonnages, l'AG comme un optimiseur stochastique, les Surrogates (PG/ANFIS) comme des modèles d'émulation et finalement la stratégie séquentielle d'échantillonnage commun une moyenne d'adaptation de l'ASRM. On passe maintenant à faire un bilan sur la configuration globale de l'ASRM qui est présentée dans la **Figure 3.10**.

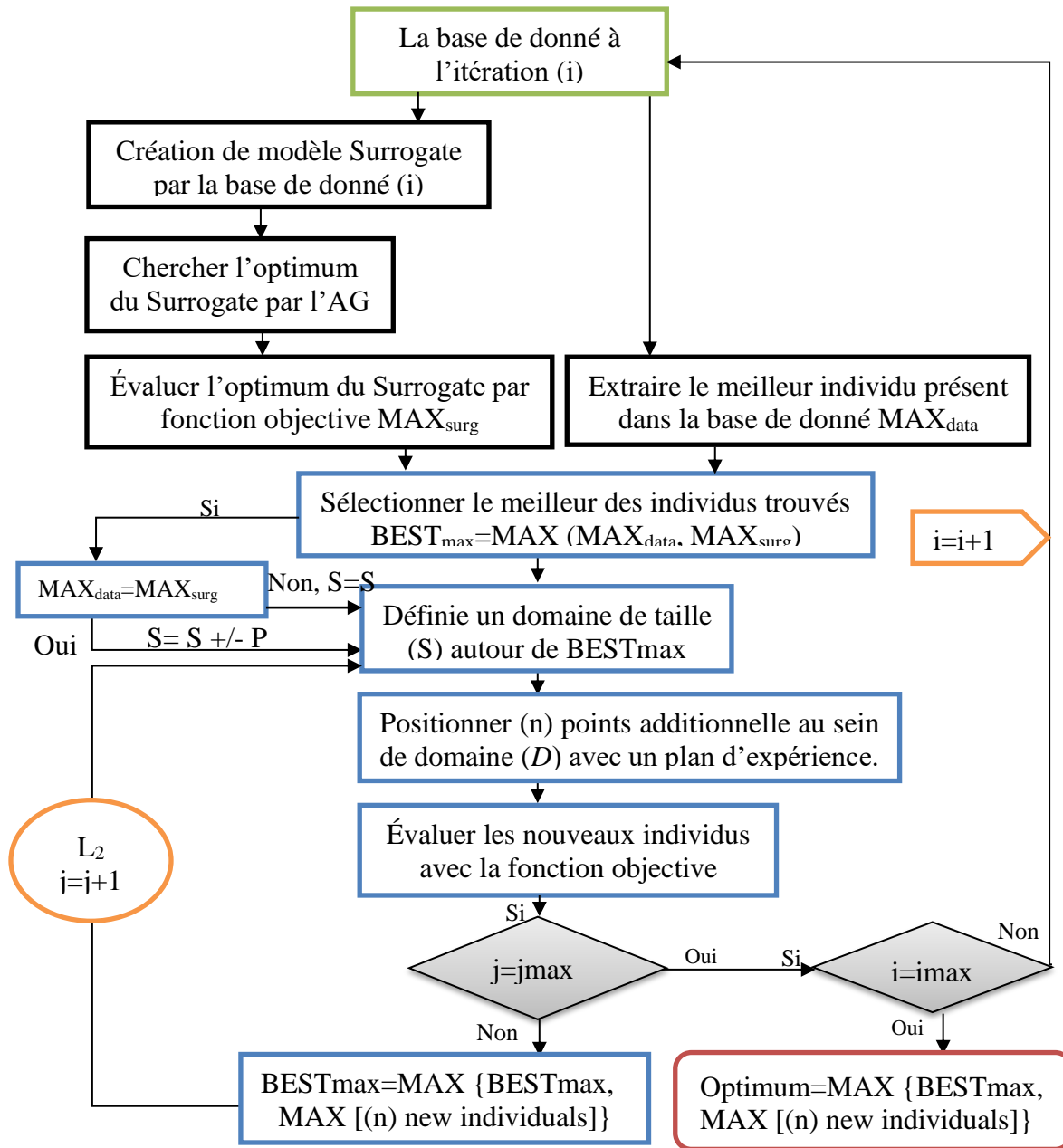


Figure 3.10 - Configuration globale du Framework ASRM

Ce processus s'exécute en six étapes, qui sont d'écrites comme suivant :

- **Étape 0 :** cette étape initiale est dédiée à la délimitation d'espace de recherche, la génération de la base de données et puis la création du premier Surrogate, et ainsi l'initialisation de l'ASRM.
- **Étape 1 :** Chercher l'optimum de modèle Surrogate par l'AG, ce dernier est appliqué plusieurs fois avec différentes populations initiales (I-Pop) afin de prendre en compte la

nature stochastique de l'AG d'un part et les irrégularités de la surface de réponse du Surrogate de l'autre part.

- **Étape 2 :** Sélection du meilleur individu trouvé (BESTmax) en comparant l'optimum du Surrogate évalué par la fonction objective (ou simuler) (MAXsurg) auprès la meilleure solution ou meilleur individu de la base de données (MAX-data) comme suit :

```

If MAXsurg > MAXdata,
    do BESTmax = MAXsurg,
    else BESTmax = MAXdata,
end
    
```

- **Étape 3 :** Définir un domaine dynamique de taille ( $D_k$ ) autour du meilleur individu jamais trouvé (BESTmax) et positionner judicieusement à l'intérieur de ce domaine des nouveaux ( $n$ ) points d'échantillonnage avec un plan d'expérience, la **Figure 3.11**, illustre un exemple en 2D de cette étape, avec 3 points additionnels distribuer par un plan latin hypercube (LH).

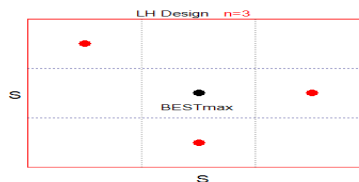


Figure 3.11 - Un LH avec trois nouveaux points ( $n = 3$ ) autour de ( $BEST_{max}$ ).

- **Étape 4 :** Appliquer l'enrichissement intense  $M$  fois (c'est-à-dire réappliquer l'étape 3 autour du meilleur des points nouvellement ajoutés comme suit :

$$D_k = D_{k0}, j = 1,$$

**While**  $j \leq j_{max}$  (%  $j_{max} = M$ ),

**Do** (Extrait le meilleur point parmi ceux définis dans le domaine  $D_k$  en fonction de la valeur de la fonction objective)

$$BEST_{max} = MAX \{BEST_{max}, MAX [nouveaux points (n)]\},$$

**Do** (Réappliquez l'étape 3 avec un domaine de taille  $D_{k0}$  défini autour du nouveau ( $BEST_{max}$ ) trouver),

**Do** (passer à la prochaine itération)      $\mathbf{j} = \mathbf{j} + 1$ ,

**End** (une fois la région désignée été bien inspectée).

- **Étape 5 :** mise à jour du Surrogate avec les points ajoutés et évalués aux étapes 3 et 4.
- **Étape 6 :** poursuivez le processus jusqu'à ce que les critères d'arrêt soient atteintes.

### 3.3 Application du ASRM sur une fonction de test complexe

Avant de faire l'application sur des cas industriels complexes qui sont très coûteuse en temps de calcul, nous appliquons d'abord le modèle ASRM à une fonction de test Benchmark afin d'étudier son comportement et de le valider empiriquement pour les problèmes d'optimisation multidimensionnels. Pour ce faire, la fonction Ackley (Ackley, 1987) à six dimensions, qui est une fonction mathématique de test des algorithmes d'optimisation est employée pour évaluer l'efficacité de l'ASRM.

La fonction Ackley à 6D est mathématiquement données par :

$$f(x) = 20 + \exp(1) - 20 \exp\left(-0.2 \sqrt{(1/6) \sum_{i=1}^6 x_i^2}\right) - \exp\left((1/6) \sum_{i=1}^6 \cos(2\pi x_i)\right) \quad (44)$$

Nombre des variables ;  $d=6$ . Domaine de variation ;  $x_i \in [-32.768, 32.768]$ ,  $i = 1 \dots d$ . Optimum global ;  $f(x^*) = 0$ .  $x^* = (0, 0, 0, 0, 0, 0)$ . Les paramètres de l'ASRM employé pour optimiser la fonction Ackley sont reportés dans le **Tableau 3.1**.

Paramètres	Configuration
Dimension de population initial	10*D= 60
Le DoE initiale & adaptatif	QMC Halton
Nombre des points adaptatifs à ajouter	4
Nombre maximal de génération	50
La taille initiale de domaine dynamique $D_k$	3

Tableau 3.1: Paramètres configurant le modèle ASRM

Les résultats d'applications de ASRM sur la fonction Ackley sont présentées dans la **Figure 3.12** et **Figure 3.13**.

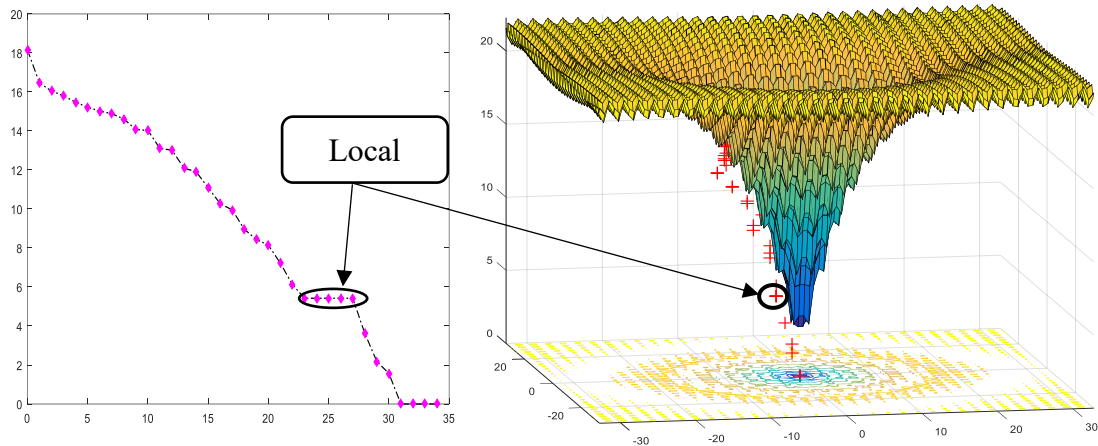


Figure 3.12 - Comportement d'optimisation avec l'ASRM sur la fonction Ackley.

D'après **Figure 3.12** et dans la partie gauche on présente les résultats de meilleur individu à chaque génération de l'ASRM tandis que dans la partie droite le meilleur individu trouver à chaque génération sera ploté sur la surface de réponse réelle de la fonction ACKLEY exprimé en 3D.

À partir de ces deux sous-figures qui sont générées en temps réel lors de processus d'optimisation on peut surveiller le comportement d'exécution du Framework proposé. Et comme illustré dans la figure l'ASRM dans les premières générations il est arrivé à bien améliorer les résultats d'optimisation ce qui revient à la taille importante attribuer au domaine dynamique qui permet ainsi d'accélérer le processus lorsque la réponse de la fonction ACKELY et fortement sensible aux valeurs des paramètres (variables). Puis lorsque cette sensibilité est diminuée l'ASRM il se trouve stagné à un optimum local à partir de la génération 24 à ce moment le traitement adaptatif avec le mécanisme d'enrichissement intelligent il a commencé par l'amortissement de la taille de domaine dynamique afin de focaliser l'effort d'optimisation dans la zone de blocage. Cela il a permis au ASRM après un blocage pendant 4 générations de s'échapper de l'optimum local et de continuer le chemin vers l'optimum global de la fonction ACKELY.

Maintenant et pour interpréter les performances intrinsèques de l'ASRM lors de l'optimisation, on va étudier les résultats de la **Figure 3.13**, pour chaque génération on a :

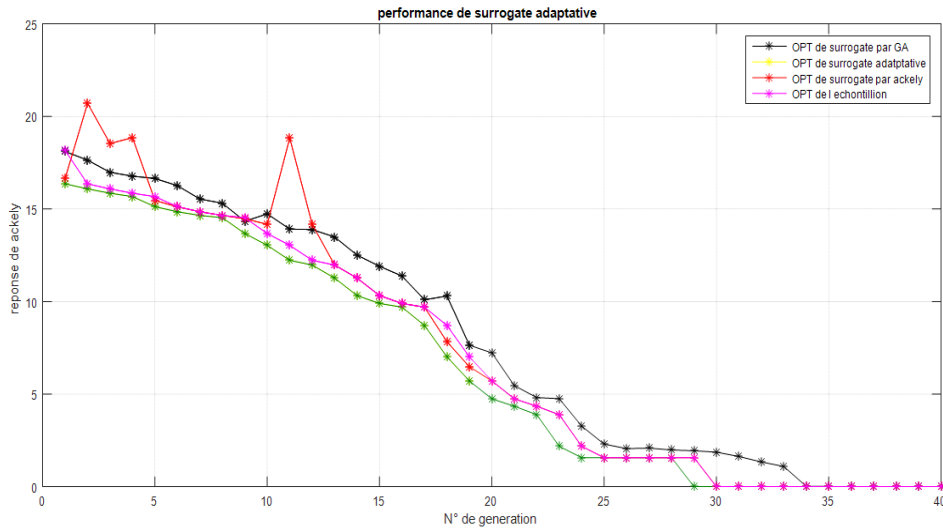


Figure 3.13 - Performance de chaque composant d'optimisation au sein de l'ASRM

- La courbe en rose représente le meilleur individu existant dans la base de données,
- La courbe en noire représente l'optimum de Surrogate évaluée par l'AG,
- La courbe rouge représente l'évaluation de l'optimum de Surrogate par le simulateur (c'est-à-dire la simulation de l'optimum de Surrogate).
- Après avoir appliqué la stratégie d'adaptation par le domaine dynamique et défini ainsi quatre nouveaux points additionnels, le meilleur parmi ceux-ci est représenté par le point vert.

À partir de ces courbes, nous pouvons voir que même si le modèle Surrogate réussit ou non à orienter la fonction objective vers de nouveaux bons résultats, l'ASRM dans la plupart des générations s'est forcée à améliorer la qualité des résultats fournis, et cela par le double effet de Surrogate et de la stratégie adaptative d'enrichissement. De plus, lorsqu'il est bloqué dans l'optimum local, le mécanisme de recherche du voisinage intelligent lui permet de s'échapper facilement et une fois l'optimum global a atteint les stratégies intrinsèques du ASRM vont toutes converger vers la même solution.

À partir de ces résultats, la capacité de l'ASRM à résoudre les problèmes d'optimisation multidimensionnel avec efficacité en exploitant le minimum possible des évaluations de la fonction objective disant coûteuses est validée empiriquement. Ceci lui attribué plus de motivation pour son emploi à des problèmes réels complexes dont la fonction objective est très coûteuse en temps CPU.

# CHAPITRE 4 EVALUATION DU ASRM VIA UN ÉTUDE D'APPLIQUATION SUR UN RESERVOIR OFFSHORE

## Objectifs du chapitre

- Évaluer le processus d'ASRM élaboré à travers le traitement du problème d'emplacement des puits dans un réservoir Off-Shore.
- Extraire la configuration optimale pour le Framework ASRM.
- Discuter l'efficacité du ASRM optimisé auprès des techniques existantes d'optimisation adaptatives.

Ce chapitre est organisé comme suit : nous commençons par la présentation du cas d'étude ainsi que le problème d'emplacement des puits considérés. Puis et après la formulation mathématiquement de ce problème avec les contraintes associées (linéaires et non linéaires), on passe à l'application du ASRM avec des configurations variées. Après cela, nous évaluons le comportement de l'ASRM et l'impact de sa reconfiguration par différentes approches de conception sur les résultats d'optimisation afin de sélectionner la configuration optimale d'ASRM qui sera généralisé dans le chapitre suivant.

## 4.1 Traitement du problème d'emplacement des puits

L'optimisation de l'emplacement du puits dans un système de réservoir hétérogène est l'un des challenges en ingénierie des réservoirs. Pour ce problème, l'élaboration d'une formulation représentative est une tâche cruciale ; souvent un plan de travail raisonnable commence par :

- La définition des paramètres/variables qui décrivent la position des puits dans le réservoir, ces variables de décision sont utilisées pour définir l'espace de recherche.
- L'articulation des contraintes réalistes pour délimiter l'espace des solutions techniquement réalisables au sein de l'espace de recherche global.
- La formulation d'une fonction objective représentative pour évaluer l'optimalité des scénarios d'emplacement sur la base des résultats d'écoulement fournis par le simulateur de réservoir.

La décision optimale pour le meilleur scénario d'emplacement d'un puits dépend de nombreux paramètres non linéairement corrélés, des environnements hétérogènes et des contraintes complexes, de ce fait l'utilisation des routines automatique devient privilégié, car elles offrent un moyen systématique pour bien explorer l'espace de recherche (Castiñeira, Alpak and Hohl, 2009). Pour traiter le problème mentionné avec l'emploi d'ASRM comme outil d'optimisation automatique, nous devons suivre une démarche en cinq étapes décrit comme ci-après.

- Présentation de cas d'étude, énoncé et formulation du problème,
- Formulation des contraintes
- Échantillonnage par des plans d'expérience sous contraintes.
- Modélisation par Surrogate, et évaluation de la qualité d'émulation,
- Optimisation adaptative « ASRM »,

#### 4.1.1 Présentation de cas d'étude UNISIM-I-D

L'objectif de ce cas d'étude est d'utiliser l'ASRM pour résoudre le problème du placement de puits dans un réservoir conventionnel de champ offshore « Namorado », qui se situe dans le bassin de Campos, Brésil, connu sous le nom UNISIM-I-D (Lima, Abreu and Pacheco, 2015). Le cas UNISIM-I-D est un modèle de réservoir 3D tri-phasique discrétisé par des blocs de grille spatiale de  $81 \times 58 \times 20$  (total de 93 960 cellules) et possède quatre puits verticaux produisant de l'huile. La **Figure 4.1** montre une présentation 3D et 2D de ce réservoir.

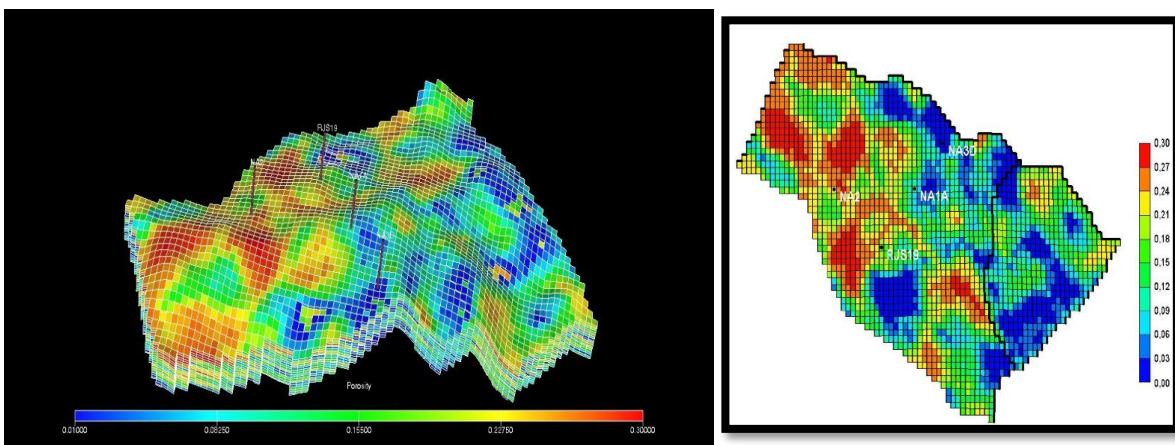


Figure 4.1 - Vue de dessus de modèle réservoir de cas UNISIM-I-D.



Dans ce cas, le nouveau puits à optimiser est paramétré par les coordonnées I, J de la tête de puits et ouvert devant toutes les couches productrices. Les paramètres de fonctionnement de puits sont principalement une limite de débit de liquide maximale de 2000 m<sup>3</sup>/jour, un débit d'huile minimum de 20 m<sup>3</sup>/jour et une pression de fond BHP de 190 kgf / cm<sup>2</sup>, respectivement.

Un bilan de tous les paramètres de fonctionnement employés est mentionné dans le **Tableau 4.1**.

Type	Producer (Vertical)
Water rate (m <sup>3</sup> /day)	-
Oil rate (m <sup>3</sup> /day)	Min 20
Liquid rate (m <sup>3</sup> /day)	Max 2000
BHP (kgf/cm <sup>2</sup> )	Min 190
Radius (m)	0.156
GOR (m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )	Max 200
Geofac	0.37
Wfrac	1
Skin	0

Tableau 4.1 : Paramètre de fonctionnement de puits à ajouter

Les sous-objectifs de ce cas d'étude sont :

- Étude d'influence de la stratégie d'initialisation DoE sur le modèle Surrogate ainsi que sur l'efficacité d'optimisation par l'ASRM.
- Évaluation des performances de l'ASRM par rapport à l'approche d'optimisation directe, et les approches d'optimisation via des Surrogates onlines et offlines.
- Optimisation de la configuration intrinsèque d'ASRM par le choix judicieux de plan d'expérience de modèle Surrogate et de la stratégie d'enrichissement adaptatif.

#### 4.1.2 Formulation de problème

Le problème d'optimisation combinatoire de ce chapitre, consiste en la détermination de l'emplacement exact d'un puits dans les limites spatiales de réservoir, qui assure une récupération maximale. De ce fait, ce problème est formulé mathématiquement comme suit :

$$\max NP(v), \quad v \in R^D \text{ Soumis au } c(v) \leq 0. \quad (45)$$

Où :

- NP ( $v$ ) représente la fonction objective qui est la production cumulative de champ sur la période d'étude (après 30 ans de production dans ce cas) le simulateur d'écoulement ECLIPSE est utilisé pour le calcul de cette quantité. L'historique des évènements de production et d'intervention sur le réservoir est présenté dans le site (UNISIM, 2021) comme dans la **Figure 4.2**.

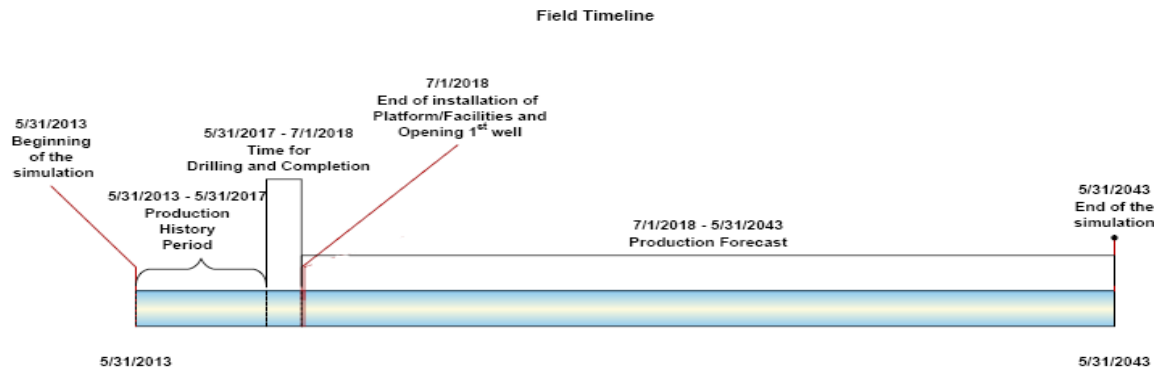


Figure 4.2 - Historique des évènements inclus dans la simulation

- ( $v$ ) est un vecteur, qui inclut tous les paramètres de décision, qui sont les coordonnées (I, J) de la cellule ou en place le puits (le puits est complété seulement dans les couches qui renferment de l'huile mobile)
- ( $c$ ) présentes toutes les contraintes opérationnelles.

Pour arriver à une solution adéquate pour ce problème et pour éviter de violer certaines considérations d'ingénierie pétrolière, il est nécessaire d'articuler les contraintes linéaires et non linéaires au sein du processus d'optimisation suite à une formulation représentative. Dans cette étude, les contraintes considérées qui sont principalement, les limites de réservoir, l'espacement entre les puits et la contrainte de saturation sont formulées comme suivant :

#### 4.1.2.1 Contrainte de distance entre puits

Cette contrainte réaliste est incluse pour atténuer les effets d'interférence entre les puits, elle consiste à avoir pour chaque point unique entre la tête (Heel ( $H$ )) et le talon (Toee ( $T$ )) du nouveau puits au moins une distance  $D$  par rapport à tous les points des autres puits. Ceci peut être exprimé pour une paire de puits ( $w_i, w_j$ ), comme suivant :

$$\| [H_{w_i} + \alpha(T_{w_i} - H_{w_i})] - [H_{w_j} + \beta(T_{w_j} - H_{w_j})] \| \geq D. \quad (46)$$

$$\alpha, \beta \in [0, 1]. \forall (w_i, w_j), \text{ avec } w_i \neq w_j.$$

#### 4.1.2.2 Contraintes liées aux limites de réservoir

Cette contrainte empêche le déplacement des puits en dehors de l'espace de recherche, qui possède dans la majorité des cas réels une forme complexe et irrégulière.

Les contraintes liées aux limites de réservoir sont définies en utilisant la même procédure que celle détaillée dans (Jesmani *et al.*, 2015), et qui est exprimé comme suivant :

$$R_{bc}: Pol^{H, n_H}(H) \leq 0. \quad n_H = 1, 2, \dots, N_H. \quad (47)$$

Où  $Pol^{H, n_H}$ . représente le nième polynôme dans le nombre total de polynômes  $N_H$  requis pour représenter la région de la tête de puits ( $H$ ).

#### 4.1.2.3 Criblage de saturation

Le processus de criblage peut être considéré comme une contrainte basée sur des règles pour éliminer certaines zones de réservoir à très faible saturation en huile ( $S_o$ ), et ainsi éviter de créer et de simuler des individus dont les performances sont considérées comme médiocres. Il est important de mentionner qu'une étude d'optimisation complète est nécessaire pour bien spécifier la valeur optimale de seuil de saturation à considérer ( $S_o$ ). Cependant, dans cette étude, nous avons choisi d'utiliser la saturation en huile résiduelle  $S_{or}$  comme seuil pour éliminer les mauvaises zones et ainsi identifier rapidement les zones prometteuses.

Pour cette contrainte une fonction est appliquée à chaque cellule de la grille pour vérifier la saturation d'huile moyenne dans cette cellule avec leurs voisins comme suit :

$$\bar{S}_{o(i,j,k)}(l) > S_{or} \quad (48)$$

$$\bar{S}_{o(i,j,k)}(l) = (1/Cells_{nbr}) \sum_{i=i-l}^{i+l} \sum_{j=j-l}^{j+l} S_{o(i,j,k)}^{cell} \quad (49)$$

$$Cells_{nbr} = (2l + 1)^2 \quad (50)$$

Où  $l \in N$ , est le nombre d'étages de cellule entourant le bloc considéré, ceci est illustré comme dans la **Figure 4.3**.



Figure 4.3 - Les cellules entourant le bloc considéré, pour le premier étage  $l = 1$  (à gauche) et pour le deuxième étage  $l=2$  (à droite).

Les cellules dont la saturation moyenne en huile est supérieure à la saturation résiduelle en huile ( $S_{or}$ ) sont considérées comme des zones possibles pour placer des nouveaux puits. Également, en appliquant ce critère de sélection, nous pouvons exclure toutes les zones qui ne contiennent pas de pétrole mobile de l'espace de recherche (par exemple, les zones inondées, érodées et inactives). (Abukhamsin, 2009) à montrer l'efficacité de la mise en œuvre d'une telle contrainte dans un problème similaire.

Notant que la moyenne dans la direction  $k$  dans l'Éq.49 est évité pour ne pas éliminer les horizons producteurs de l'espace de recherche du fait qu'ils se situent entre deux ou plusieurs horizons pauvres en huile.

Un exemple de cette contrainte est présenté dans la **Figure 4.4** où pour chaque position  $(I,J)$  et s'il existe ou moins une couche saturée de l'huile et la saturation moyenne de la cellule  $(I,J)$  avec les cellules adjacentes est  $>20\%$  donc cette position est considérée comme une place possible pour l'implantation, de ce fait cette contrainte nous permis automatiquement d'éliminer les cellules envahies par l'eau et de conserver que celles saturée par l'huile.

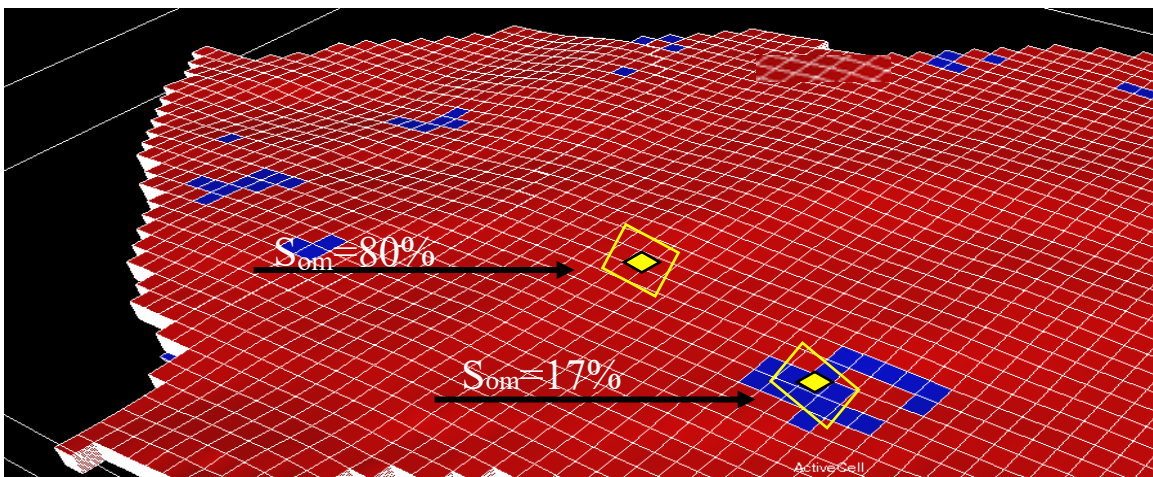


Figure 4.4 - Analyse de productivité des zones par la contrainte de saturation ( $S_{or}=20\%$ )

Pour conclure sur les effets des contraintes utilisées, nous pouvons souligner que les trois contraintes : Limites du réservoir, Criblage de saturation et la distance entre les puits, permettent d'éliminer de l'étude toutes les régions inefficaces de réservoir. Ainsi, en utilisant ces contraintes, nous ne pouvons d'abord sélectionner la population initiale que dans l'espace réalisable, ce qui permet d'utiliser efficacement le budget autorisé des simulations de réservoir.

Par ailleurs, lors de l'optimisation, ils permettent de pénaliser directement les individus pauvres fournis par le système de reproduction, et donc orienter l'optimisation que dans les zones d'intérêt.

## 4.2 Automatisation de la simulation réservoir au sein de l'ASRM

Afin d'utiliser le Framework ASRM pour l'optimisation du placement des puits, une procédure algorithmique intelligente qui exige une interaction entre différents logiciels est élaborée. Dans cette procédure qui est schématisée dans la **Figure 4.5**, le logiciel MATLAB est utilisé comme plate-forme dans laquelle le simulateur de réservoir Eclipse sera exécuté et réexécuté automatiquement au sein de l'ASRM. Dans cette pratique, et à chaque itération du processus d'optimisation, l'ASRM produit de nouveaux scénarios de localisation des puits, puis pour chaque scénario, le simulateur de réservoir est appelé pour évaluer les paramètres techniques de la production. Ensuite, et à la base des résultats de production la fonction objective sera calculée et utilisée pour alimenter l'optimiseur de l'ASRM, ce processus sera poursuivi jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt spécifié soit atteint.

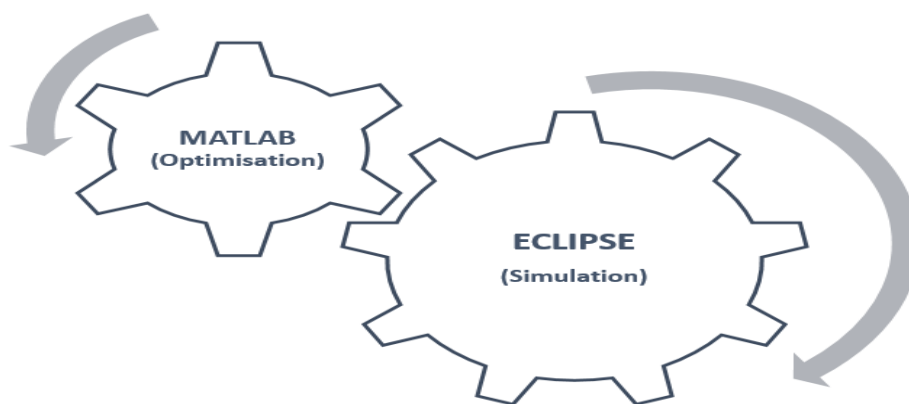


Figure 4.5 - Interaction entre les softwares lors d'exécutions du ASRM

## 4.3 Méthodologie et Application

### 4.3.1 Recherche exhaustive

Dans le but d'évaluer les performances du ASRM élaboré, une recherche exhaustive est réalisée afin de trouver le vrai optimum du problème, exprimé par la position dans le réservoir pour laquelle un puits peut avoir une production maximale, autrement une valeur maximale de la fonction objective MAX(NP).

La recherche exhaustive consiste à simuler toutes les positions possibles des puits pour évaluer la surface de réponse du simulateur (c'est-à-dire le NP pour chaque emplacement de puits) pour ce faire une étude de délimitation des scénarios a simulé en fonction des contraintes opérationnelles est menée sur le modèle UNISIM. Vu que ce dernier dispose  $81 \times 58$  cellules, il y avait un total de 4698 emplacements possibles pour l'implantation des puits. Cependant et après l'application des contraintes liée aux limites de réservoir et le criblage de saturation prenant en compte que le  $S_{or} = 20\%$ , le nombre des emplacements possible est réduit à 2112. Et après avoir défini une distance minimale de 500m entre le nouveau puits et les puits déjà forés, nous concluons que le nombre final d'emplacements possibles est 1680, et donc nous devons faire 1680 simulations.

L'évolution de nombre de positions avec l'application des contraintes est dans la **Figure 4.6**.

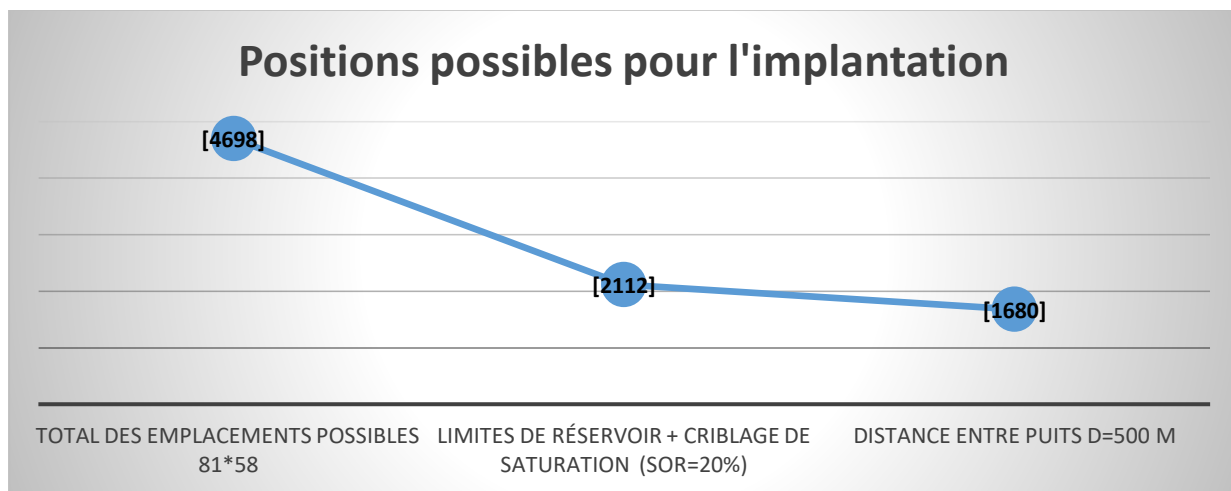


Figure 4.6 - Application des contraintes et filtrage des positions d'implantation.

La surface de réponse du simulateur ainsi que le contour d'efficacité des scénarios sont présentées dans la **Figure 4.7**.

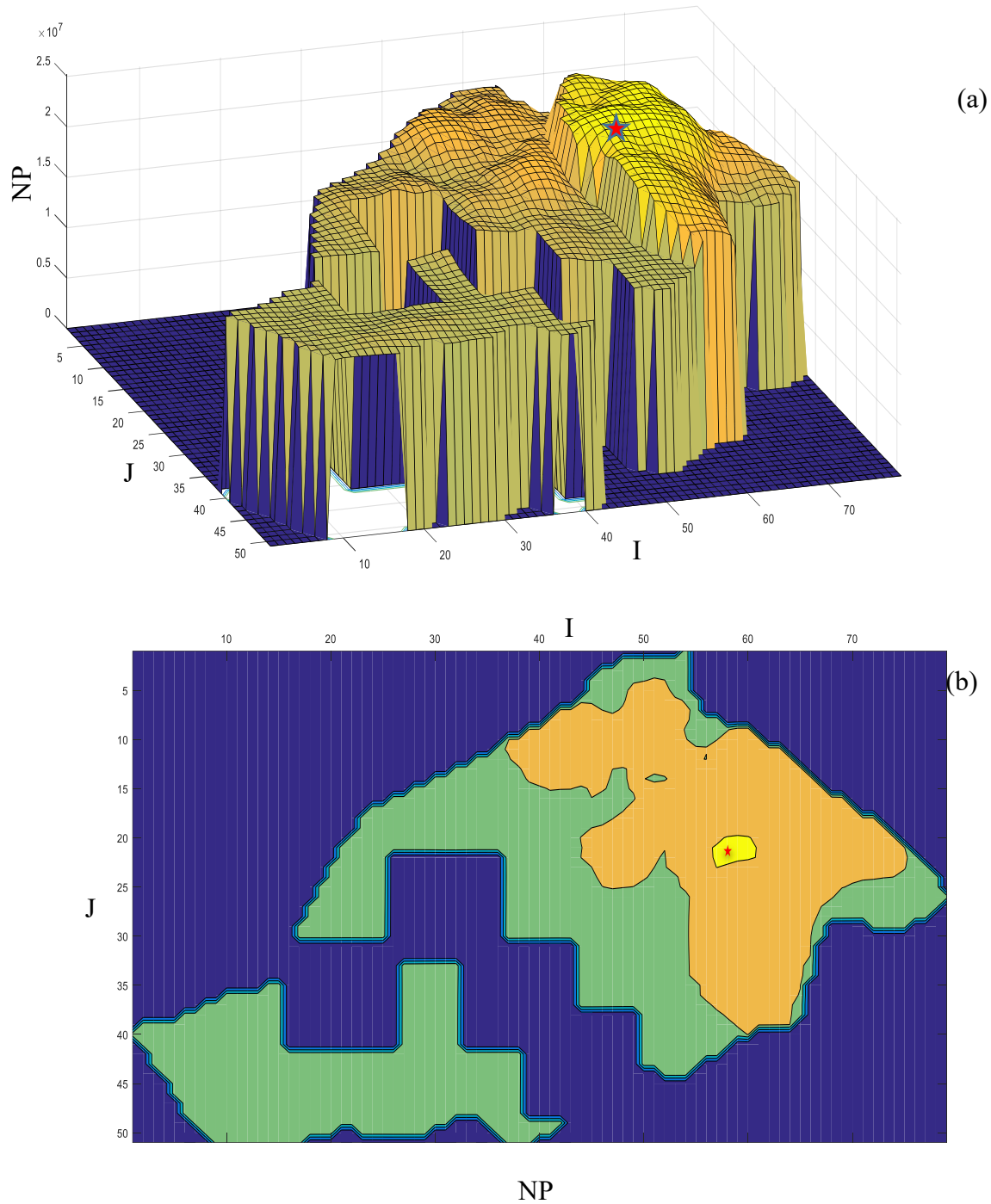


Figure 4.7 - Surface (a) & contour (b) de réponse de simulateur pour tous les scénarios possibles  
 Comme le montre la **Figure 4.7**, et en raison de l'hétérogénéité du réservoir, la surface de réponse semble non lisse et multimodale ainsi l'optimum global est situé dans une zone de plateau (la zone jaune dans le contour de réponse) où tous les emplacements voisins possèdent des valeurs objectives très proches de la meilleure. Un tel cas est très approprié d'un point de vue technique car

partout où nous nous plaçons un puits dans cette zone, nous pouvons bénéficier de toute la production. Mais d'un point de vue optimisation, ce cas est très difficile car l'algorithme peut rester coincé dans une solution sous optimale car dans cette zone de plateau les valeurs du NP sont moins sensibles à la variation de position.

D'après la **Figure 4.7**, l'optimum de ce cas est bien le puits vertical qui appartient au maillage  $I = 59$  et  $J = 21$  (point rouge) et qui possède un NP égal à 25,183530 MMSTB. Ce dernier sera utilisé par la suite comme référence pour évaluer la performance d'ASRM envers les approches d'optimisation populaire à savoir l'optimisation directe, l'optimisation via des Surrogates à configuration online et offline. Ces derniers sont présentés ci-après avec les applications sur l'emplacement des puits.

### 4.3.2 Optimisation directe

Dans cette section l'algorithme génétique est appliqué directement avec le simulateur ECLIPSE pour l'optimisation d'emplacement de puits, autrement le simulateur ECLIPSE via la procédure d'automatisation de la simulation est employé comme une fonction objective au sein de l'AG. Après une étude de sensibilité, les valeurs des paramètres utilisés pour configurer l'AG sont présentés dans le **Tableau 4.2**.

Afin d'optimiser la taille de la population initiale par laquelle l'algorithme commence la navigation dans l'espace de recherche et valider ainsi la capacité de l'AG à trouver la solution globale, une étude de test de différentes tailles de population est réalisée. Où, pour chaque population initiale l'AG est appliqué 10 fois répétitive afin de prendre en compte sa nature stochastique et ainsi d'assurer sa convergence vers l'optimum global.

Les paramètres de l'AG	Les Valeurs
Tailles de population	50
Probabilité de croisement	0.6
Probabilité de Mutation	0.3
Sélection	Roulette-wheel
Nombre de génération	50

Tableau 4.2 : Paramètres de l'AG utilisés pour l'optimisation



Les performances de l'AG après 10 fois d'exécution ont été rapportées dans le **Tableau 4.3** où ils sont exprimés principalement par le pourcentage de succès de l'AG à trouver le vrai optimum, le nombre moyen de générations consommées et le nombre total des simulations exécutées.

<b>InitPop-size</b>	<b>10</b>	<b>50</b>	<b>100</b>	<b>250</b>	<b>500</b>	<b>1000</b>	<b>1500</b>
Nombre de générations	150	16	9	5	4	3	1
Nombre de runs	1500	800	900	1000	2000	3000	1500
Pourcentages de succès %	100	100	100	100	100	100	100

Tableau 4.3: Performance de l'AG pour différentes tailles de la population initiale

D'après les résultats du **Tableau 4.3**, la vitesse de convergence de l'AG est proportionnelle à la taille initiale de la population, elle est lente lorsque la taille est petite mais lorsque la taille augmente la convergence d'AG devient rapide. Sur la base de ça, une taille de population initiale de  $N_{init} = 50$  semblés être le choix le plus approprié dans ce cas vu qu'il exige un faible nombre de simulations pour trouver l'optimum de problème par rapport ou autres.

En exploitant ces résultats, dans tous ce qui suit la taille de la population initiale par laquelle les différentes approches seront initialisées est fixé à 50. Ceci vient de principe que pour comparer les résultats des déférentes techniques d'optimisation il faut que les tailles de la population initiale soient les mêmes (Myers, Montgomery and Anderson-Cook, 2016).

Les résultats d'optimisation viennent de l'application direct de l'AG 10 fois répétitive avec une population initiale de 50 individus sont présentées dans la **Figure 4.8**.

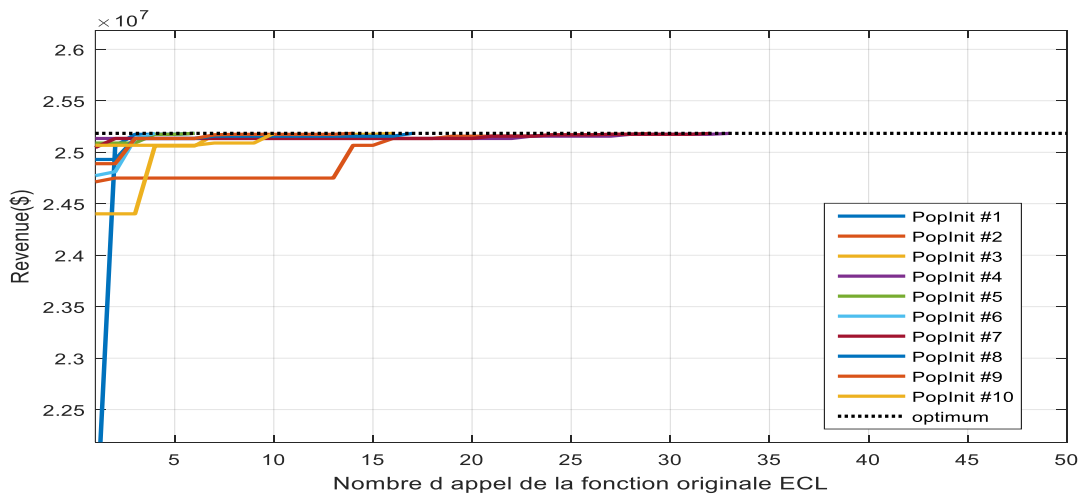


Figure 4.8 - Optimisation directe du placement des puits avec l'AG (10 séries)

À partir de la **Figure 4.8** il est clair que l'optimisation directe par l'AG permet d'améliorer bien les résultats d'optimisation lors des itérations jusqu'à atteindre l'optimum global dans la plupart des cas avant la 10<sup>ème</sup> génération c.à.d., après consommation de 500 (10 générations \* 50 simulations) run de simulation. Ces résultats confirment la validité et l'efficacité de l'AG employé dans cette thèse pour l'optimisation globale.

### 4.3.3 Optimisation via le Framework ASRM

L'optimisation via l'ASRM s'exécute sur plusieurs étapes qui sont présentées comme suit :

#### 4.3.3.1 Initiation par des plans d'expérience Space-Felling sous contrainte :

Pour l'initiation de processus de Meta-modélisation ASRM un code informatique est développé dans la section (MBC) du MATLAB (Mathworks, 2021) pour la création de l'échantillon initial afin de générer la base de données d'apprentissage. Ce code consiste en la distribution/positionnement uniforme d'un ensemble de 50 points par un plan d'expérience sous contrainte dans l'espace de recherche fortement irrégulier du réservoir UNSIM fourni après l'application des contraintes de problème.

Vu que l'application de la contrainte d'espacement entre les puits a subdivisés le réservoir en deux parties comme montre la **Figure 4.9**.

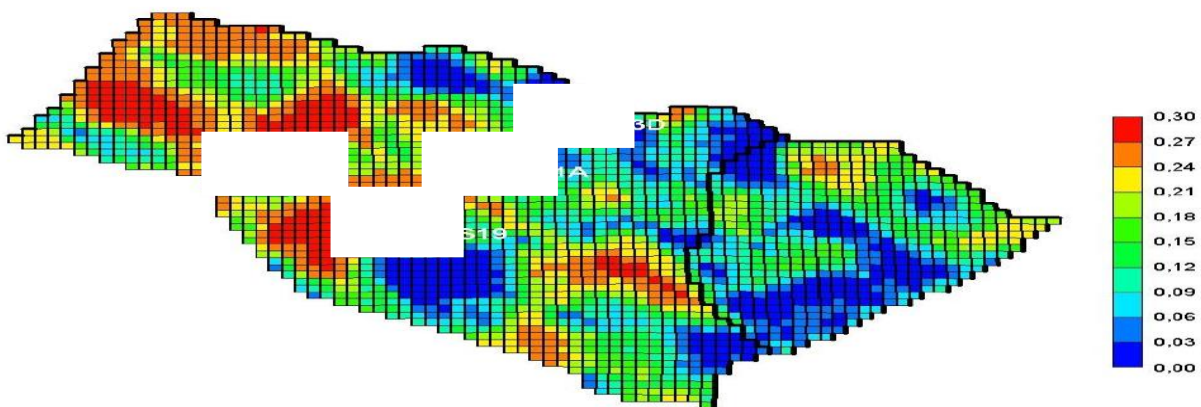


Figure 4.9 - Espace de recherche après l'application de la contrainte d'espacement entre puits

La population de 50 individus est subdivisée entre les deux compartiments comme suit :

- 60% pour la patrie supérieure (grande)
- 40% pour la patrie inférieure (petite)

Pour chaque partie et après l'introduction de leur forme dans le processus d'initialisation, les échantillons sont générés et sont présentés dans la **Figure 4.10**.

Les **Figure 4.10d**, **Figure 4.10e** et **Figure 4.10f** montrent la distribution des 50 scénarios d'implantation par les trois plans d'expérience (LH, QMC.H, QMC.S) respectivement, dans l'espace réalisable de forme irrégulière (sous contraintes). Pareillement et afin de montrer clairement comment la routine définie peut générer les points d'échantillonnage uniquement dans l'espace irrégulier, nous présentons les (**Figure 4.10a**, **Figure 4.10b** et **Figure 4.10c**) dans laquelle 10 000 points d'échantillonnage ont été définis. D'après les figures, tous les points ont bien respecté les limites de la zone de recherche ce qui prouve la validité de routine engagé.

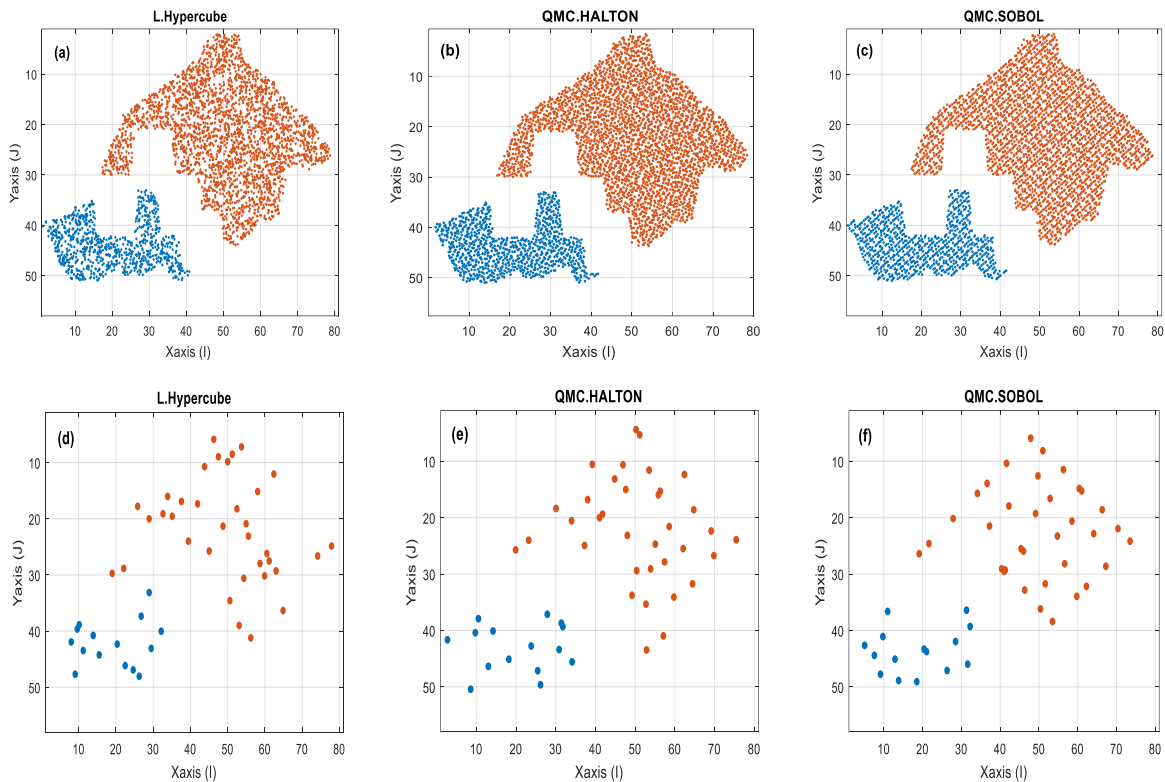


Figure 4.10 - Les trois plans d'expérience Space-Felling sur le modèle UNISIM.

Ainsi, sur la base de ces résultats d'échantillonnages, nous pouvons prouver visuellement que les deux plans de QMCS, QMCH sont meilleurs que le plan LH car ils montrent une bonne uniformité tandis que la LH semble aléatoire.

Dans ce qui suit une étude d'influence des plans expérimentaux sous contraintes sur les résultats d'optimisation des puits via la modélisation Surrogate est menée.

### 4.3.3.2 Construction des modèles Surrogates PG & ANFIS

Après avoir généré les réponses des échantillons par le simulateur et la création ainsi de la base de données, les modèles Surrogates sont construits pour chaque plans d'expérience comme suit :

- **Le modèle PG :** pour la création du modèle PG la fonction Matlab «**Fitrpg**» est utilisée vue qu'elle s'adapte bien aux spécificités du problème considéré ainsi que les DOE employés. Dans cette fonction le solveur **Fmincon** est utilisé pour faire toutes les taches d'optimisation des hyper-paramètres du modèle PG.
- **Le modèle ANFIS :** pour présenter efficacement les données au modèle ANFIS, on a fait grouper les données dans des classes multiples (voir **Figure 4.11** où chaque classe est défini par son rayon d'influence dont la valeur varie entre 0 et 1. Puits une tâche d'optimisation est effectuée pour choisir le meilleur rayon de cluster qui caractérise avec précision les échantillons considérés.

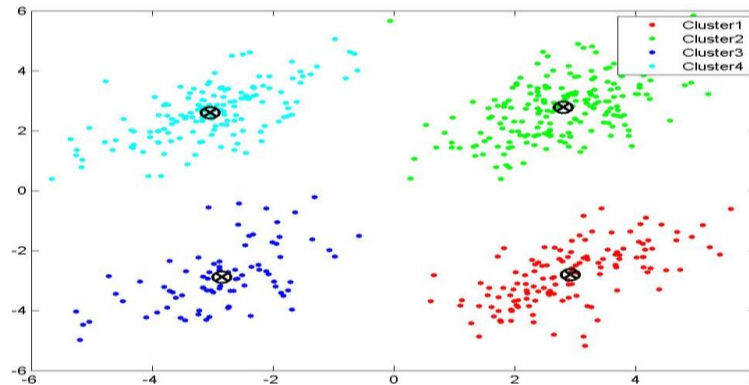


Figure 4.11 - Exemple d'une base de données caractérisée par 4 classes

Dans cette modélisation on a utilisé la fonction MATLAB « **Genfis2** » qui fait générer un FIS du type Sugeno, ce dernier permet de soustraire les classes de la base de données, d'extraire les règles d'apprentissage et de définir les fonctions d'appartenance, et donc d'optimiser le modèle ANFIS comme suivant :

- Pour chaque plan d'expérience une recherche est faite pour trouver la meilleure combinaison des rayons de cluster qui représente bien la base des données.
- Pour chaque base de données les paramètres d'ANFIS sont ajustés d'une façon à avoir un modèle qui donne les bons résultats de prédictions.

**NB** : Pour chaque DoE un modèle ANFIS est optimisé vue qui il n'est pas pratique d'appliquer un seul ANFIS avec des paramètres constants sur les 3 DoE employés dans cette étude.

Afin de bien optimiser la méthode d'initialisation des modèles Surrogates, nous inspectons l'effet de ces trois DoEs, tout d'abord sur la qualité du Surrogates en mesurant l'AAPRD% et le R<sup>2</sup> entre les valeurs prédites et mesurées de la fonction objective NP pendant l'apprentissage et le test d'une part. Et sur la qualité de la prédiction par le test de validation croisée (LOOCV) et le Q<sup>2</sup> d'autre part.

Les résultats de performance des modèles PG et ANFIS par rapport aux trois DoEs pendant l'apprentissage, le test et la prédiction sont résumés dans le **Tableau 4.4** et le **Tableau 4.5**.

DoE's	Apprentissage		Test		Prédiction	
	R2	AAPRD	R2	AAPRD	LOOCV	Q2
<b>LH</b>	1	0.00205	0.86405	4.4546	2.62e+13	0.848
<b>QMC.S</b>	1	0.00225	0.83569	3.7468	3.23e+13	0.821
<b>QMC.H</b>	1	0.00149	0.8947	3.752	4.85e+13	0.716

Tableau 4.4 : Analyse des performances de construction du modèle Surrogate PG

DoE	Rayon de Cluster			Apprentissage		Test		Prédiction	
				R2	AAPRD	R2	AAPRD	LOOCV	Q2
<b>LH</b>	0.4	0.5	0.6	0.99	0.5421	0.94	3.34	1.4e+15	-4.79
<b>QMC.S</b>	1	0.5	0.1	0.97	1.6896	0.96	2.13	1.7e+14	0.26
<b>QMC.H</b>	0.4	0.8	1	0.96	2.1573	0.93	3.68	5.3e+15	-22.5

Tableau 4.5 : Analyse des performances de construction du modèle Surrogate ANFIS

Les résultats montrent que le Surrogate du type PG construit par la conception QMC.H et le modèle ANFIS construit par le plan d'expérience QMC SOBOL sont les meilleurs car en plus des bons résultats fournis dans le processus d'apprentissage, ils donnent les meilleurs résultats lorsqu'ils sont testés sur des nouvelles données qui n'appartiennent pas ou données d'apprentissage. Autant ils sont les bonnes Surrogates par rapport aux autres de point de vue qualité de prédiction.

Pour illustrer et évaluer en plus les performances de ces modèles Surrogates, nous présentons les graphiques suivants :

**Graphe de surface réponse** : ce graphe consiste à représenter simultanément la surface de réponse de simulateur et de modèle Surrogate en 2D pendant la phase d'apprentissage et le test afin de

montrer l'efficacité d'émulation assurée par les modèles Surrogates. Ce graphe pour les deux modèles PG et ANFIS est présenté dans la **Figure 4.12**, à partir de ce dernier on peut voir clairement que lors de la phase d'apprentissage les deux modèles présentent presque la même surface de réponse de simulateur tandis que lors de tests malgré l'existence d'une simple déviation mais ils présentent le même comportement de variation de réponse ciblée, cela prouve que les modèles sont bien ajustés.

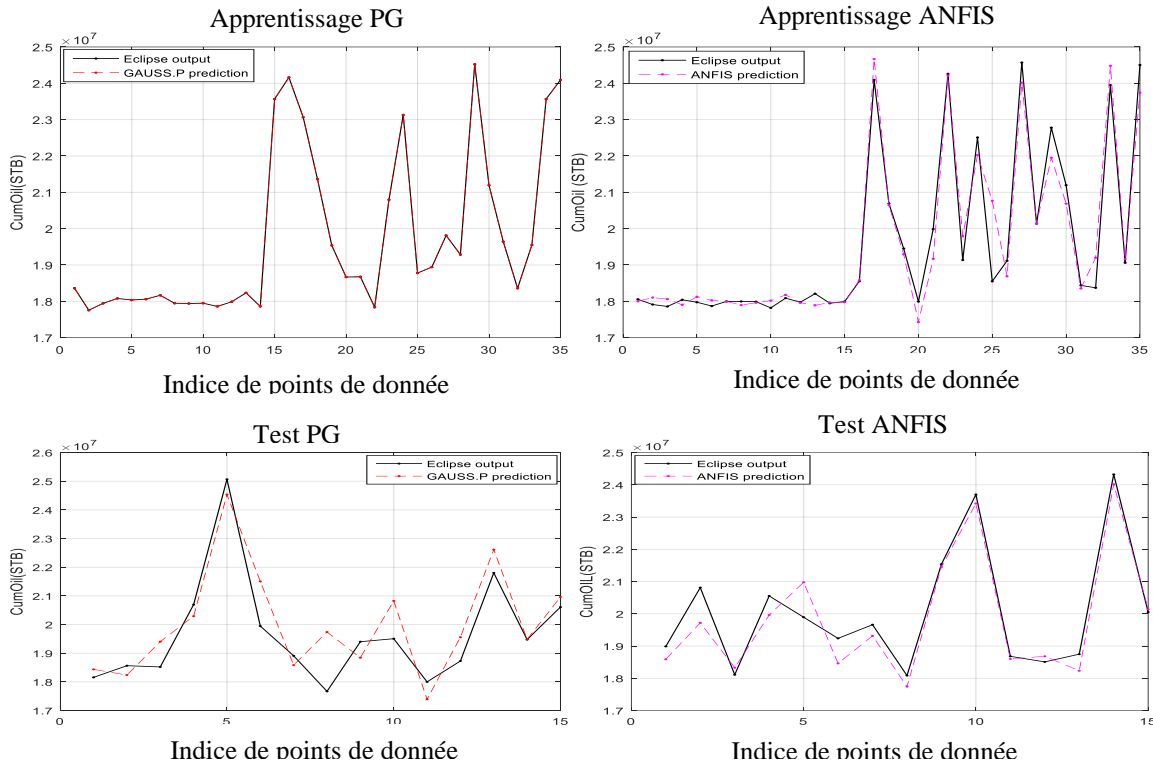


Figure 4.12 - Réponse des Surrogates avec celle de simulateur pendant l'apprentissage et le test

**CROSS PLOT :** c'est le graphe dans lequel on présente les résultats réels calculés par le simulateur en fonction des résultats estimés par le modèle Surrogate, ce graphe est illustré dans la **Figure 4.13** pour présenter les résultats des deux Surrogates pendant la phase d'apprentissage et le test. Ces figures montrent d'une part le bon fit/ajustement des deux Surrogates lors du processus d'apprentissage avec des coefficients de corrélation de 1 pour PG et de 0.98 pour l'ANFIS et de l'autre part une qualité de prédiction acceptable pour les deux proxys 0,96 et 0,83 pour l'ANFIS et le PG respectivement.

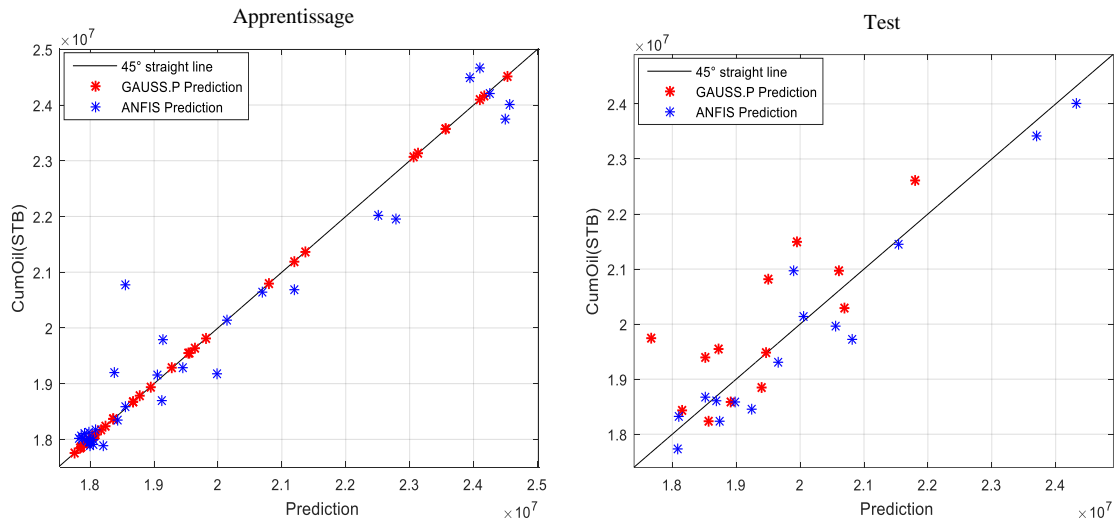


Figure 4.13 - Résultats de fit des Surrogates lors de la phase de test et d'apprentissage

**Graphe de qualité de prédiction :** ce graphe consiste à représenter l'erreur de prédiction générée lors de test de LOOCV, ce dernier consiste à chaque fois ajuster le Surrogate sur toutes les données à l'exception d'un point (point de test) sur laquelle la prédiction sera faite. Ces erreurs de prédictions pour tous les points sont présentées dans la **Figure 4.14** pour le PG et l'ANFIS,

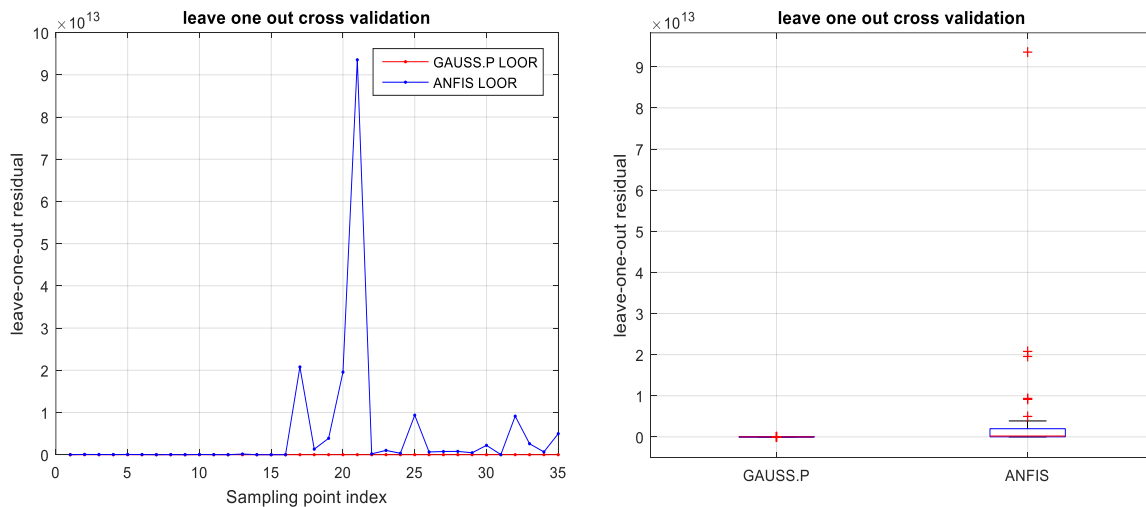


Figure 4.14 - Résultats de tests de prédiction (LOOCV)

Cette erreur est représentée ainsi par le graphe de Box & Whiskers afin de bien visualiser la dispersion des valeurs. À partir des résultats illustrés dans les deux sous figures en peut voir clairement que la qualité de prédiction de modèle PG elle est bonne tandis que celle de l'ANFIS elle se trouve un peu modérée.

En examinant tous ces résultats d'élaboration des deux modèles proxys PG et ANFIS, nous pouvons conclure que les deux modèles Surogates créés sont meilleurs car ils suivent bien le comportement de simulateur aussi bien lors de l'apprentissage et avec une déviation acceptable lors de test. Tandis que de point de vue prédiction le modèle PG se trouve avantageux par rapport au modèle ANFIS qui présente des instabilités remarquables lors du processus de prédiction ce qui est montré dans le graphe de LOOCV.

À ce stade et malgré les résultats obtenus de construction des Surrogates, on se trouve encore incapable de sélectionner le modèle Surrogate adéquat ainsi que le plan d'expérience qu'on doit utiliser avec l'ASRM car il reste encore de les tester au sein des processus d'optimisation et vérifier ainsi :

- L'aptitude de la combinaison DoE-Surrogate à donner un optimum logique de problème lors l'exécution de l'optimisation Offline
- L'aptitude de la combinaison DoE-Surrogate à donner l'optimum global de problème lors l'exécution de l'optimisation On-line

### 4.3.3.3 Configurations du ASRM via l'étude de comportement d'optimisation

À ce stade et après l'étude d'influence des DoE sur la qualité des modèles Surrogates, on va passer à l'optimisation de la configuration d'ASRM pour cela il faudra étudier l'influence de tous les composants constructifs sur son comportement d'optimisation globale. Pour ce faire deux stratégies doivent être suivies.

- La première consiste à étudier la capacité du Surroagte initial, crée par les 3 DoEs à bien émuler la surface de réponse de réservoir, et donc fournir un optimum raisonnable lors de la première itération du ASRM ce qui correspond à l'optimisation offline.
- La deuxième consiste à compléter la stratégie précédente par l'emploi de différentes stratégies d'enrichissement afin d'aider l'ASRM de s'adapter au cours des itérations du processus d'optimisation online pour assurer l'efficacité de rapprochement au but spécifié.

Lors de l'exécution successive de l'optimisation offline et online, on va tester toutes les combinaisons possibles entre DOE, modèle Surrogate et stratégies d'enrichissements pour la configuration d'ASRM, et étudier leur influence sur son comportement d'optimisation globale. Ceci sera exploité après pour optimiser la configuration finale de l'ASRM.



a) Optimisation off-line

Objective : vérifier l'aptitude de Meta-modèle initiale à bien émuler la réponse de simulateur et donc à fournir un optimum logique de problème

Pour une population initiale de 50, positionnée par les trois DoE au sein de l'espace de recherche faisable de réservoir (voir **Figure 4.10**) une base de données a été générée après le calcul des NPs par le simulateur. Puis sur la base de ces données les deux Surrogates (PG/ANFIS) sont construits et traités par l'AG (5 fois répétitives) dans le but d'évaluer leur optimum (Offline optimisation). Les résultats d'optimisation hors ligne assistée par l'AG sur les modèles ANFIS et PG par rapport au vrai optimum global du problème (Line noire pointiller) trouvé par la recherche exhaustive, et ce pour les trois plans d'échantillonnage initiaux considérés, sont présentées dans la **Figure 4.15**.

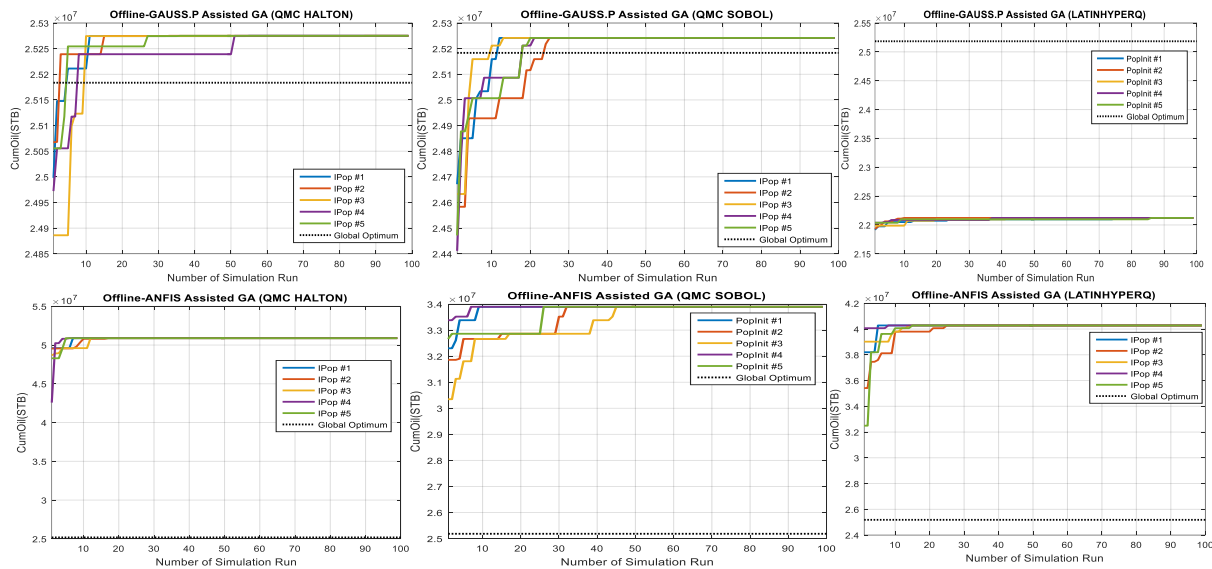


Figure 4.15 - Résultats d'optimisation hors ligne sur les modèles ANFIS et PG

Les résultats illustrés dans ces figures sont traduits numériquement comme dans le **Tableau 4.6**.

Proxy \ DOE	AG_PG			AG_ANFIS		
	Résultats Np*10^6	Erreur *10^4	Succès %	Résultats Np*10^6	Erreur *10^4	Succès %
LHS (le plus performant)	i,j=(81 1) Np=22,121	306,238	87.840	i,j=(71 32) Np=40,278	1509,426	40.063
QMC.SOBOL	i,j=(57 21) Np=25,242	5,825	99.769	i,j=(81 37) Np=33,895	871,163	65.407
QMC.HALTON	i,j=(57 19) Np=25,275	9,149	99.637	i,j=(81 55) Np=50,886	2570,233	0.064

Tableau 4.6 : Résultats d'optimisations offline sur le modèle UNISIM.

Selon ces résultats il apparait clairement que les deux proxys avec les déférents DoE n'arrivent pas à atteindre l'optimum global ils donnent seulement des résultats plus ou moins proches de l'optimum global. De ce fait, on peut conclure sur l'incapacité de la méthode offline de trouver l'optimum global du problème. En plus les conclusions suivantes peuvent être faites :

- Pour une population initiale de 50, le modèle Surrogate n'émule pas bien le simulateur à cause du nombre de point affecté à l'apprentissage ce qui explique l'écart entre l'optimum de modèle proxy calculé par l'AG et l'optimum réel de simulateur.
- Le PG avec les différents plans d'expérience arrive à trouver des résultats acceptables (c.à.d. proche de l'optimum global) et particulièrement avec les plans QMC SOBOL et HALTON tandis que le modèle ANFIS n'arrive pas à rapprocher suffisamment l'optimum et cela avec les différent DoE
- En investiguant le pourcentage de succès et l'erreur dans la **Figure 4.16** on peut conclure sur la précision du modèle PG, vu qu'il présente des pourcentages de succès importants et des erreurs faibles par rapport ou ANFIS et cela pour tous les DoEs.
- L'aptitude de modèle PG à donner un optimum logique au problème est ainsi montré et aussi nettement supérieur à celle d'ANFIS

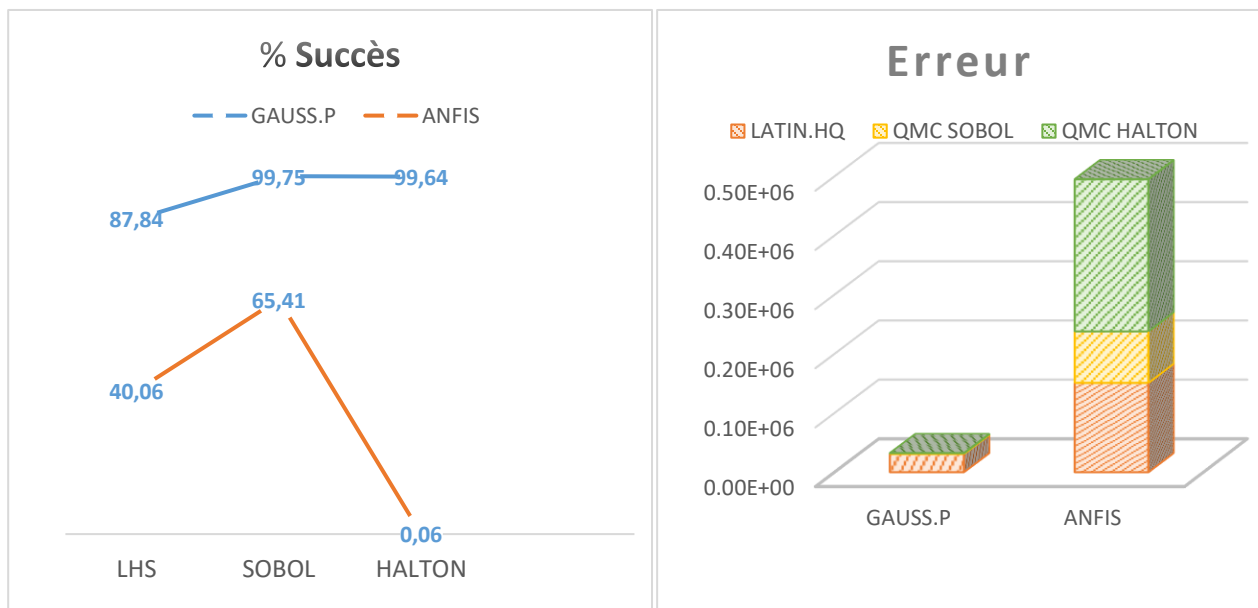


Figure 4.16 - Précisions et pourcentage de succès des deux Surrogates pour les trois DoEs

À partir de ces résultats il apparut que le modèle PG construits par le plan d'expérience QMC.S HALTON donnent les meilleurs résultats de test et de prédiction et offre un optimum acceptable. Cependant et à ce stade on reste encore incapable de sélectionner la meilleure configuration pour l'ASRM. Et pour ce faire un autre critère doit être vérifié et qui consiste à étudier l'aptitude de Meta-modèle à trouver l'optimum global de problème à l'aide d'une stratégie d'enrichissement (plan adaptatif).

#### 4.3.3.4 Optimisation online (adaptive)

Objectif : Application du ASRM adaptatif élaboré et vérification de son aptitude à fournir un optimum global au problème.

Le modèle ASRM est appliqué pour trouver la solution optimale de problème d'emplacement des puits avec la prise en compte de toutes les contraintes prédéfinies, les paramètres d'exécution du modèle ASRM ainsi que de l'AG sont définis dans le **Tableau 4.7**.

Paramètres	Valeurs
<b>ASRM</b>	
Taille initiale de la population	10*D= 60
Initial DoE	QMC Halton
Nombre de point adaptive à chaque génération	4
Adaptive DoE	QMC Halton
Nombre maximale des générations	50
Taille de domaine initiale $S_0$	10
L2	M=1
<b>GA</b>	
Taille de la Population	50
Nombre de génération	50
Probabilité de Mutation	0.3
Sélection	Roulette-wheel
Probabilité de croisement	0.7
Traitement des Contraints	Stratégie de réparation

Tableau 4.7 : Paramètres de l'ASRM et de l'AG utilisés pour l'optimisation.

Les résultats d'application de l'ASRM ainsi que de l'approche MIS qui est prouvée comme la stratégie adaptative la plus efficace dans la littérature actuelle (Babaei and Pan, 2016) sont présentés dans la **Figure 4.17** pour chaque DoE ainsi pour chaque modèle proxy. Notant que, pour le plan LH, qui est une approche d'échantillonnage aléatoire, nous avons utilisé trois variantes (étiquetées "LH1, LH2 et LH3"), et nous présentons la moyenne des résultats par les lignes pleines.

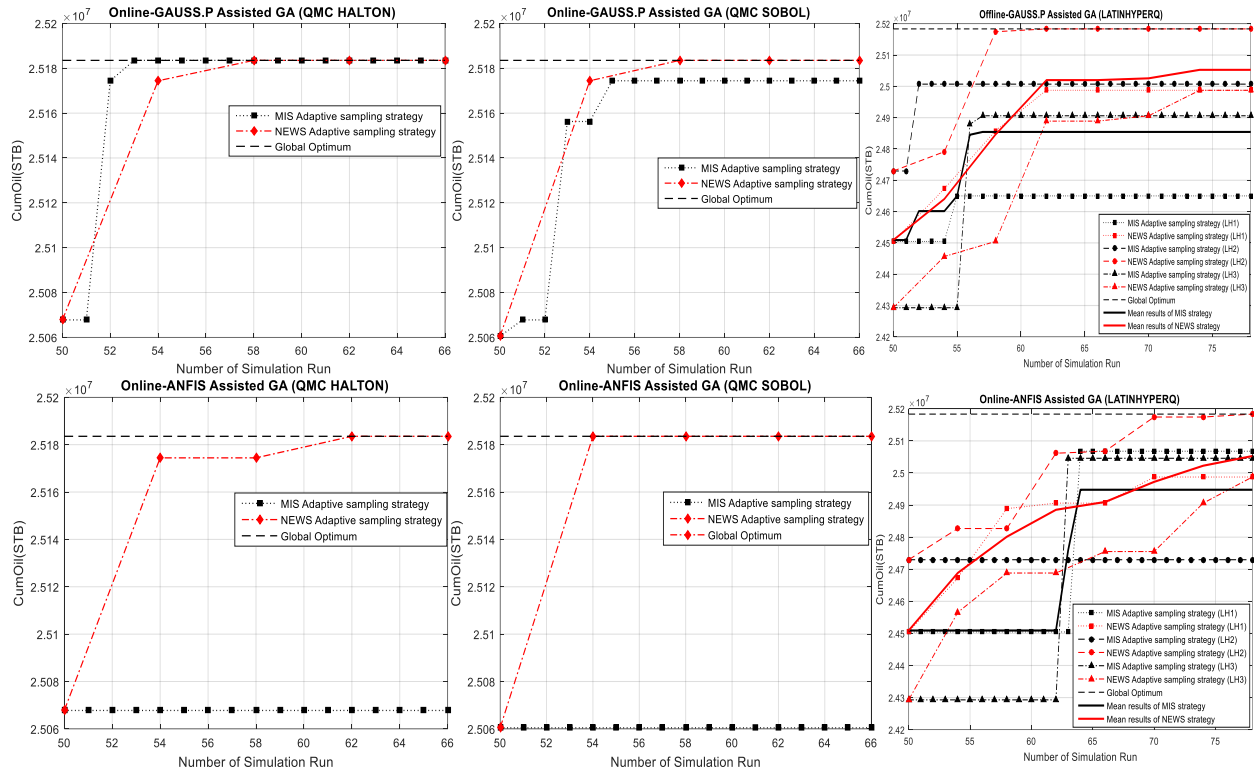


Figure 4.17 - Résultats d'optimisation online ASRM par le PG & l'ANFIS pour les trois DoE

Ces figures montrent clairement qu'avec les trois DoEs considérés, la nouvelle approche d'optimisation adaptative (ASRM) est plus performante que la stratégie MIS. Cependant et afin d'analyser profondément l'apport informatif de ces figures on va les présenter numériquement dans le **Tableau 4.8** dans lequel on va résumer les résultats de toutes les approches d'optimisation testées.

DoE	Optimization Strategy	N° (ECL) RUN	ANFIS		PG		
			ERROR	SUCCESS (%)	N°(ECL) RUN	ERROR	%SUCCESS
L.H	Offline	50	inf	0	50	inf	0
	MIS	+78 (+28)	235777	99.06	+78 (+28)	329123	98.69
	ASRM	+78 (+28)	130767	99.48	+78 (+28)	130807	99,56
SOBOL	Offline	50	inf	0	50	115760	99.54
	MIS	+66 (+16)	123080	99.51	+66 (+16)	9100	99.96
	ASRM	54 (4)	0	100	58 (8)	0	100
HALTON	Offline	50	inf	0	50	730260	97.10
	MIS	+66 (+16)	115760	99.54	53 (3)	0	100
	ASRM	62 (12)	0	100	58 (8)	0	100
DIRECT OPTIMIZATION GA+ECL		500	0	100	500	0	100

Tableau 4.8 : Résultats d'optimisation online sur le modèle UNISIM.

La **Figure 4.17** et le **Tableau 4.8** montrent que lorsque le Surrogate est utilisé seul (off-line), il ne parvient pas à obtenir l'optimum global, il donne seulement des résultats plus ou moins proches de l'optimum réel. Alors que lorsqu'il est appliqué en ligne au sein des deux stratégies adaptatives (MIS & ASRM) il arrive à offrir des fortes améliorations dans les résultats d'optimisation.

Plus précisément, l'ASRM dans la plupart des cas converge rapidement vers le vrai optimum même avec le LH (jugé non fiable), alors que la méthode MIS arrive à présenter seulement des améliorations infimes par rapport aux résultats de la recherche hors ligne. Tandis que l'optimisation directe sans l'usage des Surrogates présente des résultats adéquats mais après la consommation d'un nombre onéreux des simulations de réservoir, ce qui en fait une méthode très coûteuse.

#### 4.4 Discussions des résultats d'application

Les résultats obtenus d'application du ASRM sont discutés envers l'influence de chaque outil d'optimisation employée comme ci-après.

- 1) **Plan d'expérience :** Dans cette section nous examinons l'influence des différents DoEs sur le comportement d'optimisation des différentes approches et ainsi des différentes configurations de ASRM, pour cela et pour chaque plan d'expérience le pourcentage de succès de chaque approche d'optimisation et présenter comme dans la **Figure 4.18**.

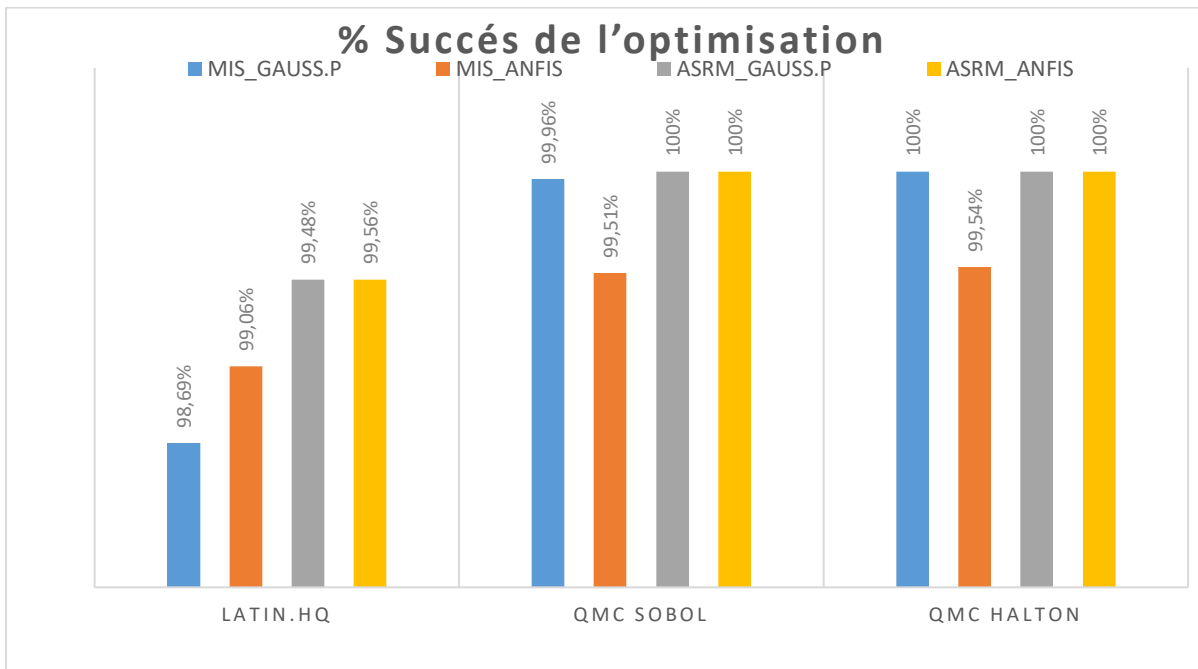


Figure 4.18 - Pourcentage de succès des optimisations pour chaque plan d'expérience

En exploitant ces résultats, les déductions suivantes peuvent se faire :

- Pour les différents proxys et stratégie d'enrichissement employées les processus d'optimisation qui utilisent les plans QMC sont tous arrivés à trouver ou rapprocher suffisamment de l'optimum et aussi mieux que celle utilise les plans LHs
- En comparant les deux plans QMCs il est apparu clairement que le QMC HALTON ce comporte mieux que celle de SOBOL, car tous les approches d'optimisation initiées par QMCH présentent des résultats supérieurs ou égaux aux résultats des mêmes approches mais qui sont initiés par QMCS. Ainsi avec le design HALTON même la stratégie MIS elle est arrivée à trouver l'optimum en un cas.

2) **Stratégie d'enrichissement** : Dans cette section, on va évaluer l'efficacité des méthodes d'enrichissement et leur impact sur le comportement d'optimisation. Pour cela en présente dans la **Figure 4.19** pour chaque plan d'expérience la performance des deux stratégies d'enrichissement celle de ASRM et de MIS exprime par le pourcentage de succès lors de l'optimisation globale et le nombre d'exécutions de simulation.

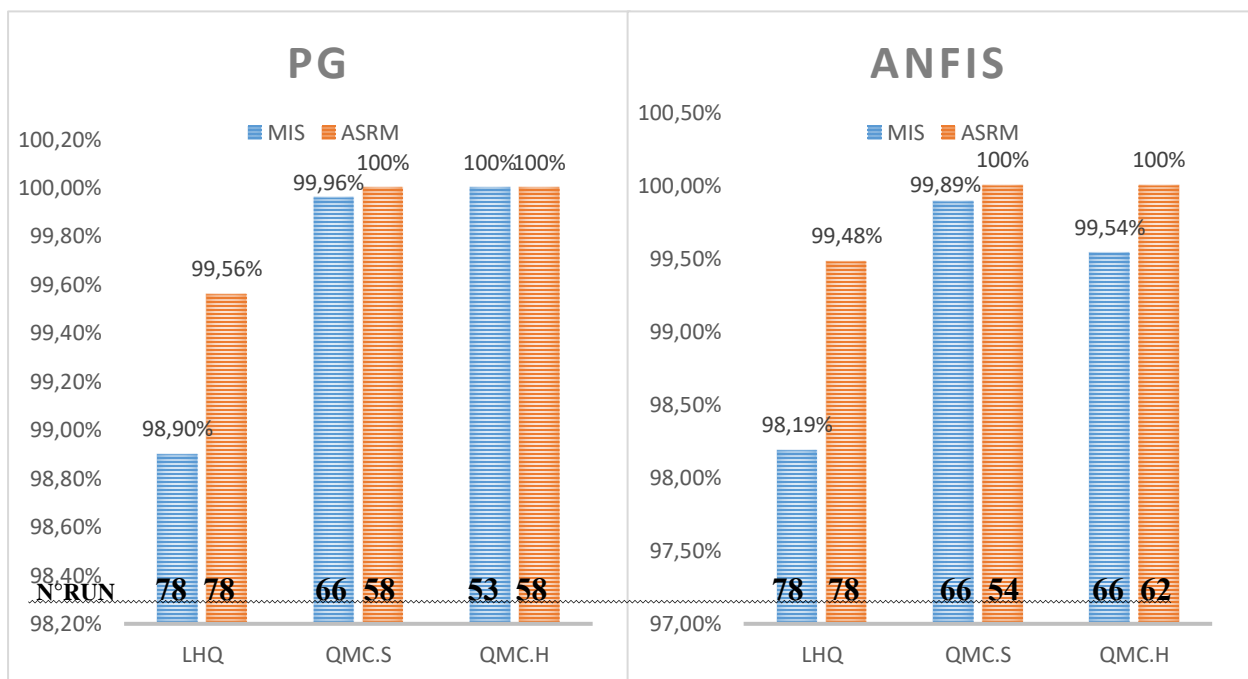


Figure 4.19 - Performance des stratégies d'enrichissements avec les DoEs + Surrogates

À partir de la figure, il apparaît clairement que la méthode adaptative MIS rencontre beaucoup de difficulté pour rapprocher à l'optimum global, par contre la méthode d'enrichissement

d'ASRM est plus efficace pour converger vers l'optimum global avec minimum de simulation et cela pour tous les DoEs étudiées et pour les deux modèles proxys employés. Ces résultats prouvent l'aptitude de la méthode d'enrichissement de l'ASRM à bien capturer la forme de la surface de réponse surtout dans les régions d'intérêt ce qui assure ainsi sa convergence rapide vers l'optimum global.

### 3) Les modèles Surrogates :

Avec la nouvelle stratégie d'enrichissement proposé dans l'ASRM, on est arrivé à trouver l'optimum dans la quasi-totalité des cas, de ce fait en exploitant ces résultats on peut maintenant comparer l'impact des deux modèles Surrogate sur l'efficacité de l'ASRM. Pour ce faire, et sur la base de tous les tests réalisés on présente le nombre moyen de simulation consommé par les Surrogate afin de permettre l'ASRM d'atteindre l'optimum global. Les résultats sont présentés dans la **Figure 4.20**.

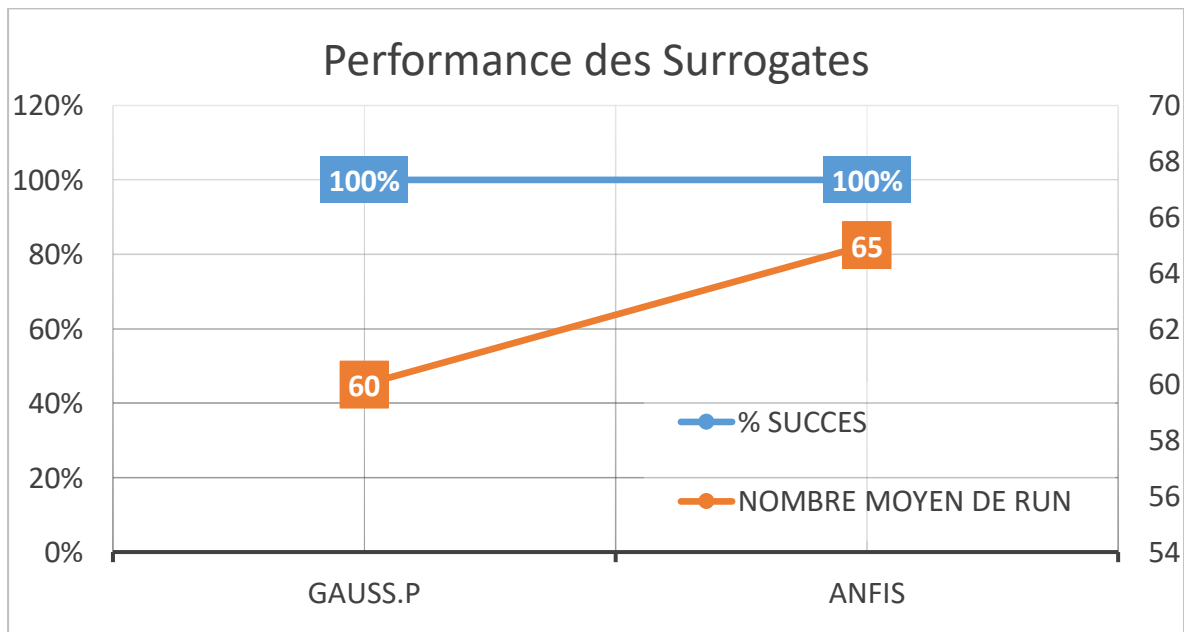


Figure 4.20 - Efficacité des modèles Surrogates lors d'optimisation

À partir des résultats le modèle PG consomme un nombre faible d'exécution par rapport à l'ANFIS pour atteindre l'optimum global d'une part, et d'autre en exploitant les résultats de la **Figure 4.16** on peut conclure que :

- Le modèle PG est plus efficace que le modèle ANFIS dans les deux processus d'optimisation online et Offline.

- Le PG nécessite un temps infime pour son apprentissage qui est de l'ordre de quelques secondes tandis que pour l'ANFIS est de l'ordre de dizaine de minutes.

De ce fait il apparaît judicieux de sélectionner le Surrogate PG comme le Saurrogate principale dans cette étude.

**NB :** Cette procédure peut être employée pour comparer entre d'autres différents types des modèles Surrogtes et qui ne sont pas présentés dans ce travail.

#### 4.4.1 Configuration appropriier de l'ASRM adaptatif

À partir des résultats obtenus la configuration optimale de l'ASRM consiste en :

- ❖ Un plan d'expérience QMC.HALTON
- ❖ La méthode d'enrichissement proposée
- ❖ Un modèle Surrogate type PG
- ❖ Un optimiseur de type algorithme génétique.

Afin d'analyser l'efficacité du modèle ASRM optimisé, on passe à comparer le résultat d'optimisation auprès de l'optimisation directe par l'AG et de l'optimisation Offline afin de montrer son avantage par rapport au technique traditionnelle d'optimisation global. Les résultats d'applications des trois approches sont présentés dans la **Figure 4.21**.

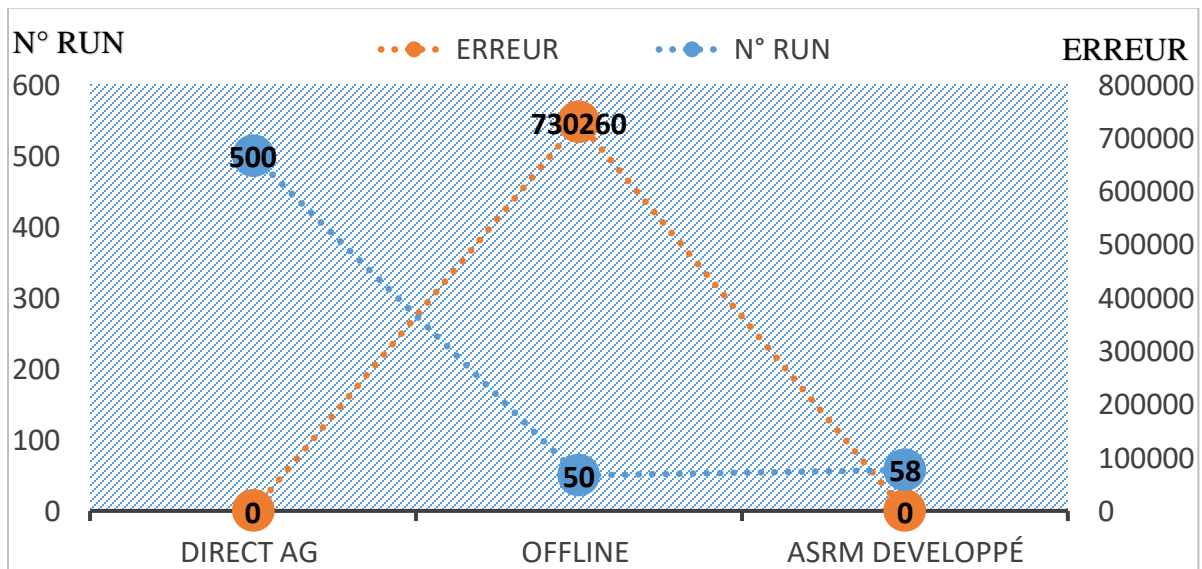


Figure 4.21 - Résultats des approches d'optimisation employées



Les résultats de cette section indiquent que l'ASRM a un avantage notable par rapport à la recherche directe, la recherche hors ligne en termes d'efficacité et du temps CPU. La raison probable est que l'ASRM essaie d'émuler la forme entière de la surface de réponse du modèle numérique de réservoir, en particulier dans la région qui est plus susceptible de contenir l'optimum, cela lui permet ainsi de suivre efficacement les endroits de recherches pertinentes et donc d'atteindre rapidement l'optimum global du problème.

Cependant les autres approches elles se trouvent incapables d'atteindre le vari optimum et elles souffrent principalement des faiblesses suivantes :

- La méthode d'optimisation directe a tendance d'explorer tout l'espace réalisable, ce qui en fait un processus très coûteux.
- La recherche hors ligne contient une quantité limitée d'informations sur le problème, par conséquent, elle ne peut pas donner de résultats précis.
- La méthode MIS avec un seul point d'échantillonnage adaptatif à chaque itération ne peut pas suivre efficacement les régions prometteuses, et elle stagne facilement dans des optimums locaux.

### 4.5 Conclusion

L'approche ASRM élaboré consiste à un modèle de substitution type PG, un DoE type QMC\_Halton qui sont combinés avec un algorithme génétique et une stratégie adaptative de recherche à voisinage. Les performances de l'ASRM ont été comparées avec trois stratégies d'optimisation différentes (optimisation directe, optimisation hors ligne et optimisation MIS On-line). La comparaison était basée sur la maximisation de la fonction objective, que nous avons définie comme la production cumulative de pétrole NP. Les résultats montrent que l'ASRM a surpassé toutes les approches d'optimisation utilisées dans cette étude, et même présente une réduction dans le budget d'optimisation a plus de 88% par rapport à l'optimisation directe par l'AG. Cette considérable réduction de temps CPU permet de recommander l'application de cette technique dans les problèmes d'optimisation d'emplacement des puits et ainsi pour d'autres problèmes d'optimisations couteuses en temps de calcul.

# CHAPITRE 5 APPLICATION DU ASRM SUR UN RÉSERVOIR RÉEL NATURELLEMENT FRACTURÉ

## Objectifs du chapitre

- Valider le Framework ASRM sur un cas réel d'optimisation des puits directionnels dans un réservoir non-conventionnel naturellement fracturé,
- Reconfiguration de simulateur Eclipse par l'emploi d'une nouvelle routine pour le calcul d'indice de productivité des puits,
- Etudier la faisabilité technico-économique des décisions générées par l'ASRM,
- Identifier les limitations du ASRM dans le contexte industriel.

Dans ce chapitre le cas d'étude couvre un véritable projet d'emplacement de puits dans le réservoir d'El Gassi, qui est un réservoir non conventionnel naturellement fracturé d'un champ mature (GASSI EL AGRAB) situé à Hassi-Massoud Algérie, qui caractérisé par une forte hétérogénéité et une grille stratigraphique très complexe.

## 5.1 Délimitation de la problématique d'optimisation des puits directionnels

Dans l'ingénierie des réservoirs, optimiser l'emplacement des puits ainsi que leurs paramètres de contrôle de production/injection sont les pratiques les plus utilisées pour l'augmentation de la production et la réduction des coûts opérationnels lors de développement/management des gisements d'hydrocarbures. Cependant, l'exécution des procédures d'optimisation dans le système complexe des réservoirs hétérogènes est une tâche très difficile selon plusieurs points de vue à savoir ; la collecte des data, la caractérisation de système, l'élaboration du modèle numérique et la procédure de simulation.

Afin d'atteindre notre objectif, une procédure de travail a été élaborée qui commence par la définition des paramètres qui décrivent l'emplacement et la trajectoire des puits dans une grille de réservoir. Ces paramètres qui représentent les variables de décision, sont utilisées pour définir l'espace de recherche et sont classés comme discrètes et continues (Pour les variables discrètes, on

utilise les indices des blocs de grille, (I, J, K) tandis que pour les variables continues, on utilise des valeurs réelles). Après cela, les contraintes réelles sont articulées pour créer une région des solutions techniquement réalisable dans l'espace de recherche.

Dans ce cas d'étude, toutes les contraintes techniques sont considérées à savoir la distance entre-puits, la longueur du puits, les limites de réservoir, l'orientation du puits et le criblage de saturation, ainsi que pour les contraintes économiques, une fonction objective originale est formulée, qui est basée principalement sur la valeur actuelle nette (VAN) de divers scénarios de puits en fonction des résultats fournis par le modèle numérique de simulation.

Pour résoudre le problème formulé avec efficacité, l'utilisation de routines ASRM est préférée aux autres techniques et ce vu qu'il offre une hybridation entre les modèles de substitutions, les algorithmes d'optimisation globale et les modèles de simulation de réservoir d'une façon à avoir automatiser le processus et ainsi exploiter efficacement le temps CPU (budget) lors de l'optimisation.

Dans ce chapitre une pratique originale pour le traitement des problèmes réels de développement des champs pétroliers via l'ASRM est engagé au sein duquel on a intégré les contributions suivantes :

- Modification de code interne de simulateur ECLIPSE par l'emploi d'un nouveau routin pour le calcul d'indice de productivité des puits, cela est fait dans le but :
  - D'augmenter la fidélité des résultats de simulation,
  - Rapprocher à la réalité la pratique de définitions des puits directionnels dans le simulateur
  - Faciliter le processus d'articulation et de traitement des contraintes technico-économiques.
- La proposition d'une fonction objective originale qui utilise une formule modifiée pour la VAN, la modification proposée porte sur l'évaluation des performances du puits, tout en abordant à la fois la pénalisation des mauvais scénarios et l'augmentation artificielle du budget de simulation initial autorisé pour la construction de Surrogate.

### 5.1.1 Présentation de cas d'études d'El-Gassi

Le réservoir d'El-Gassi était à l'origine sous-saturé avec une pression initiale de 447 bars et un point de bulle de 145,2 bars. Les bruts d'El-Gassi sont constitués de pétrole léger, à contraction moyenne, avec un rapport gaz-huile en solution initiale (GOR) de 1000 scf / bbl. La perméabilité moyenne du réservoir est de 1,7 mD avec une porosité de 7,5% (Tiab *et al.*, 2007).

El-Gassi se caractérise par une forte hétérogénéité, liée à la fois à la géométrie du grès et aux phénomènes tectoniques intenses. Ces dernières ont généré une série de failles et de fractures, qui sont caractérisées sur la base des données d'imagerie et des analyses de carotte, comme des fractures naturelles ouvertes et partiellement ouvertes. De plus, le degré d'écoulement du fluide entre les côtés des failles varie considérablement d'une faille à une autre, ces failles subdivisent le modèle de simulation d'El-Gassi en 8 sous-régions dans la direction latérale pour faire face à l'hétérogénéité (De *et al.*, 2011). Cela dans l'ordre d'améliorer la fidélité de la simulation et donc avoir des résultats (profils de production) très représentatifs dans un temps CPU raisonnable.

La caractérisation et la modélisation statique-dynamique de réservoir et des fractures d'El-Gassi sont bien illustrés dans le **Chapitre 1**. Vu que l'analyse d'incertitude n'a pas été faite dans cette étude, une seule réalisation pour les propriétés du réservoir est considérée.

Egalement, l'optimisation du placement des puits dans un réservoir fracturé nécessite beaucoup plus de temps pour exécuter le modèle de simulation par rapport aux réservoirs conventionnels. Parce que leurs modèles de simulation, sont plus complexes et nécessitent de résoudre des équations différentielles qui décrivent l'écoulement de fluide ayant lieu dans et entre tous les milieux constitutifs ; la matrice, les fractures et / ou les failles.

La **Figure 5.1** montre le réservoir d'El-Gassi. Le modèle de simulation de ce réservoir est discrétisé sur une grille tridimensionnelle de  $118 \times 142 \times 20$  (total de 335 120 cellules de grille). Les cellules ont des formes cubiques et irrégulières. Le modèle comprend 37 puits de production et 13 puits d'injection de gaz.

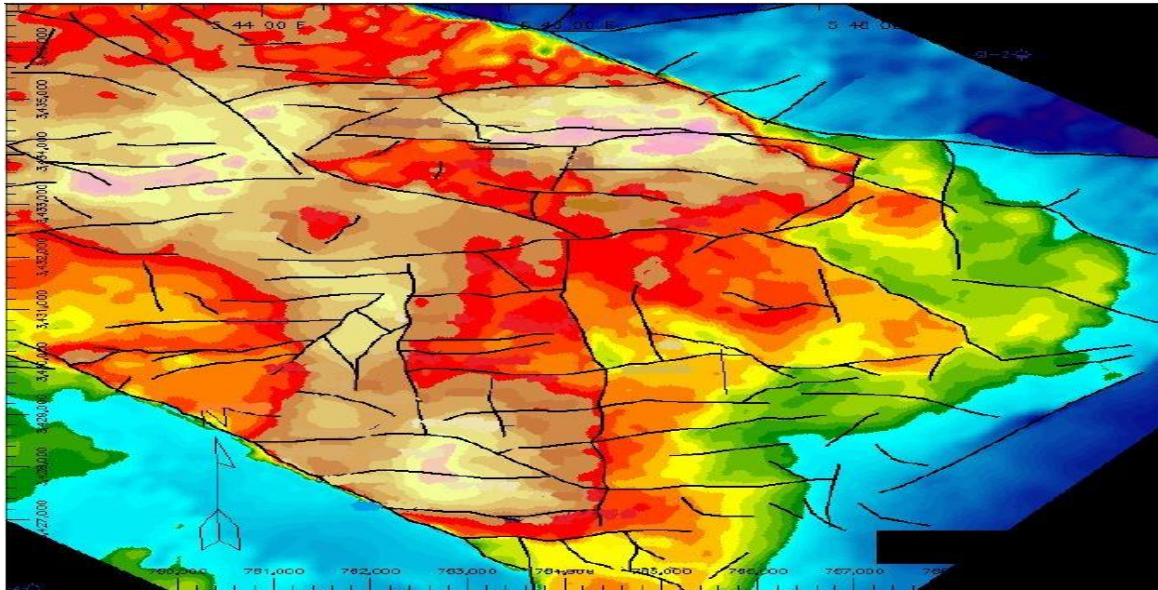


Figure 5.1 - Vue de dessus montrant le réservoir d’El Gassi.

La durée d'exécution du modèle est d'environ 1 heure sur un Intel Core i7-2670QM, 2,20 GHz et 6 Go de RAM. Ce temps CPU se consomme uniquement pour la période de prédiction de 15 ans avec le simulateur d'écoulement ECLIPSE. L'historique de la production et donc les propriétés temporelles du champ de 1959 jusqu'au début de la prédiction sont enregistrées dans un fichier de redémarrage (RESTART FILE). Dans ce cas, une pression de fond constante de 136 bars est considérée comme le paramètre de contrôle du nouveau producteur.

Le problème d'optimisation est de maximiser la fonction objective VAN soumise à des contraintes de champ réalistes. De plus, nous avons attribué aux différents paramètres de la VAN les valeurs que nous trouvons très représentatives de la réalité économique de notre cas et qui correspondent aux valeurs couramment utilisées dans l'industrie pétrolière (Chang, Bouzarkouna and Devegowda, 2015). Les paramètres économiques utilisés pour le calcul de la VAN sont dans le **Tableau 5.1**.

Paramètres	Values
Prix de gaz	2 USD/MCF
Taux d'actualisation	10%
Cout de production d'eau	3 USD/bbl
Prix d'huile	50 USD/bbl
Cout de puits	4 MMUSD
Cout d'injection de gaz	8 USD/Mscf
Cout d'injection d'eau	3 USD/bbl
Cout de forage	650 USD/foot

Tableau 5.1 : Paramètres économiques pour le calcul de la VAN.

Comme dans cette étude, le mécanisme de récupération appliqué est l'injection de gaz de ce fait, le coût d'injection d'eau est insignifiant et n'affecte pas les résultats.

Bilan des objectifs de ce cas d'étude :

1. Implémenter un outil d'optimisation pour développer et résoudre le problème réel d'emplacement des puits avec des trajectoires arbitraires dans des réservoirs fracturés avec modèle grille complexe prenant en compte les différents types des contraintes.
2. Implémenter un algorithme pour le calcul de WELL INDEX pour les puits inclinés afin d'augmenter la précision de la simulation et ainsi d'optimisation.
3. Comparer les résultats de l'outil ASRM développé par rapport aux résultats des techniques populaires d'optimisation.

## 5.2 Formulation du problème d'emplacement des puits directionnels

Pour formuler ce problème d'optimisation combinatoire, et après la préparation de la fonction objective, il est nécessaire de définir l'espace de recherche global avec la région réalisable. ce processus de paramétrage du problème est présenté ci-après.

### 5.2.1 Spécification des variables de décisions

Dans ce travail les puits sont représentés d'une façon qui ne fait aucune distinction explicite entre les puits verticaux, horizontaux ou déviés. Tous les puits sont décrits de façon paramétrique comme une ligne droit dans une espace 3D. Cette représentation permet de modéliser les puits directionnels dans le simulateur comme si le modèle de grille était continu (c'est-à-dire que les puits sont représentés dans le modèle par un segment droit 3D sans zigzag) qui est très proche de la mise en œuvre réelle sur le terrain. L'emplacement et la trajectoire d'un puits noté ( $LT_w$ ) sont codés avec un vecteur aérien de six variables données par :

$$LT_w = [x_w, y_w, z_w, l_w, \theta_w, \Psi_w] \quad (51)$$

Où  $(x_w, y_w, z_w)$  sont les coordonnées spatiales du milieu du bloc de la grille qui représente la tête du puits directionnel ;  $l_w$ , est la longueur du puits ;  $\theta_w$ , l'azimut ou l'angle d'orientation de la trajectoire du puits dans le sens horizontal ; et  $\Psi_w$ , l'angle d'inclinaison de la trajectoire du puits dans la direction verticale. Le schéma qui illustre cette paramétrisation est dans la **Figure 5.2**.

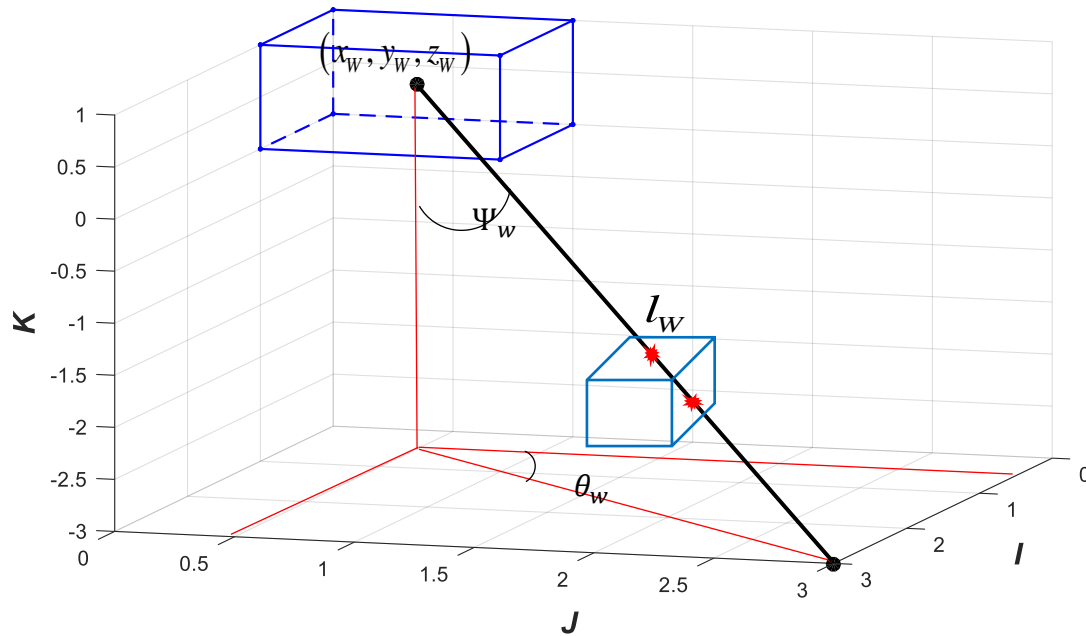


Figure 5.2 - Variable de décision pour décrire la trajectoire de puits.

## 5.2.2 Formulation des contraintes

En plus des contraintes des limites de réservoir, d'espacement entre les puits et la contrainte de saturation (**Chapitre 4**), les contraintes de longueur des puits et d'orientation sont ajoutées et elles sont formulés comme suivant :

### 5.2.2.1 Contrainte de longueur de puits

La longueur du puits directionnel doit être comprise dans l'intervalle  $[L_{max}, L_{min}]$ . Où  $L_{max}$  et  $L_{min}$ , sont spécifiés comme la longueur minimale et maximale du puits, respectivement. Elles doivent être strictement positifs  $L_{max}, L_{min} \in R^{*+}$ .

Et la contrainte de longueur de puits peut s'écrire ainsi :

$$\|H_w - T_w\| \leq L_{max} \quad (52)$$

$$\|H_w - T_w\| \geq L_{min} \quad (53)$$

### 5.2.2.2 Contrainte de limites de réservoirs

Les contraintes liées au réservoir sont basées sur le fait de ne pas permettre ni à la tête ni au sabot de puits de sortir d'un domaine donné. Les limites de réservoir sont définies à l'aide des polynômes par morceaux, ils sont employés pour spécifier la zone de déplacement de la tête de puits noté  $Pol^{H,n_H}$  et un autre pour spécifier celle de sabot noté  $Pol^{t,n_t}$  comme suivant :

$$Pol^{H,n_H}(H) \leq 0. \quad n_H = 1, 2, \dots, N_H. \quad (54)$$

$$Pol^{t,n_t}(T) \leq 0. \quad n_t = 1, 2, \dots, N_t. \quad (55)$$

Où :

- $Pol^{H,n_H}$ , représente le nième polynôme dans le nombre total des polynômes  $N_H$  requis pour représenter la région de la tête de puits ( $H$ ).
- $Pol^{t,n_t}$ , représente le nième polynôme dans le nombre total des polynômes  $N_t$  requis pour représenter la région de sabot de puits ( $T$ ).

### 5.2.2.3 Contrainte d'orientation de puits

Les deux angles introduits ici, sont limités de manière à permettre au puits de naviguer librement dans toutes les directions à l'intérieur du réservoir.

Ces limites liées aux deux paramètres  $\theta_w$  et  $\Psi_w$  défini précédemment sont spécifier comme suivant :

$$\theta_{w_{min}} \leq \theta_w \leq \theta_{w_{max}} \quad (56)$$

$$\Psi_{w_{min}} \leq \Psi_w \leq \Psi_{w_{max}} \quad (57)$$

## 5.3 Calcul de l'indice de productivités (Well Index)

L'indice de productivité (Well Index) WI est le modèle d'écoulement qui détermine l'interaction entre le puits et le réservoir, il dépend principalement de la configuration, le type, la hauteur de pénétration dans la couche productrice et la nature de complétion (Aziz, 2001), il s'exprime par :



$$WI_i = q_i^w \mu / (p_i - p_i^w). \quad (58)$$

Généralement, les simulateurs de réservoir à l'instar d'ECLIPSE utilisent la méthode de Peaceman par défaut pour le calcul de WI pourtant cette méthode elle est développée pour des puits qui traversent verticalement des cellules uniformes des modèles Grides cartésien, voir **Figure 5.3b**. Cela est en aucun cas similaire à la réalité, parce qu'avec cette pratique chaque segment de puits est complété dans le centre des blocs (I, J, K), ce qui donne au puits rectiligne une trajectoire en zigzag dans le simulateur voir **Figure 5.3a**, donc il va engendre un puits plus long que le puits réel de plus les zigzags augmentent les forces de friction au sein des puits, ce qui affecte la fiabilité des résultats de simulation.

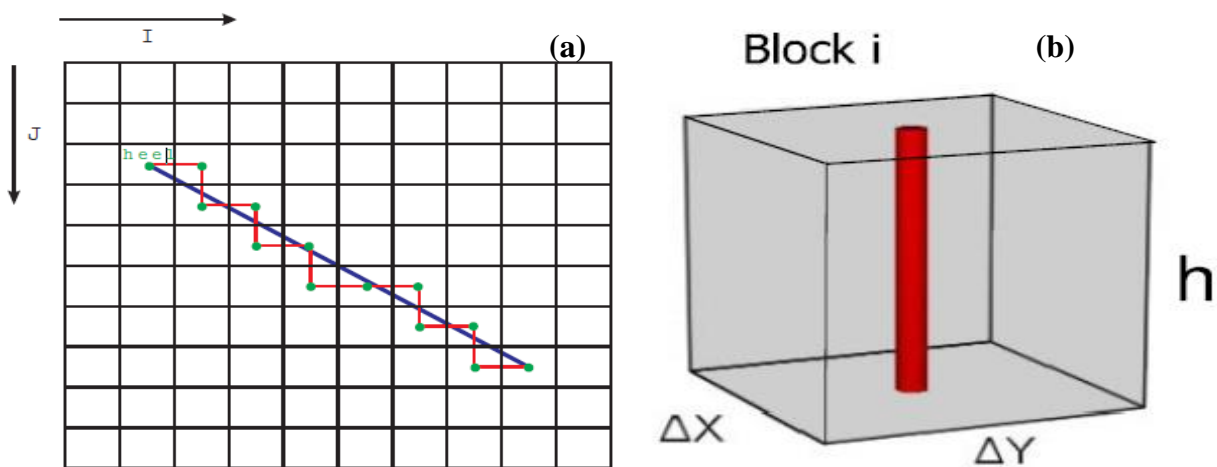


Figure 5.3 - Représentation des puits au sein d'ECLIPSE

Dans ce travail on a proposé d'utiliser la méthode de projection pour le calcul de WI car elle nous permet dans cette thèse de surpasser les limitations citées précédemment.

### 5.3.1 Méthode de projection et stratégie d'application

C'est une méthode développée par Jones a Schlumberger (Shu, 2005) pour flexibiliser la modélisation d'interaction entre le réservoir et le puits d'une façon à éviter l'influence du type de maillage sur la représentation de la trajectoire de puits au sein de réservoirs (voir **Figure 5.4(a)**). Cette méthode est bénéfique pour notre cas vu qu'elle nous permet d'engager des puits avec des trajectoires arbitraires (vertical, horizontale ou inclinée) dans la grille complexe d'El Gassi.

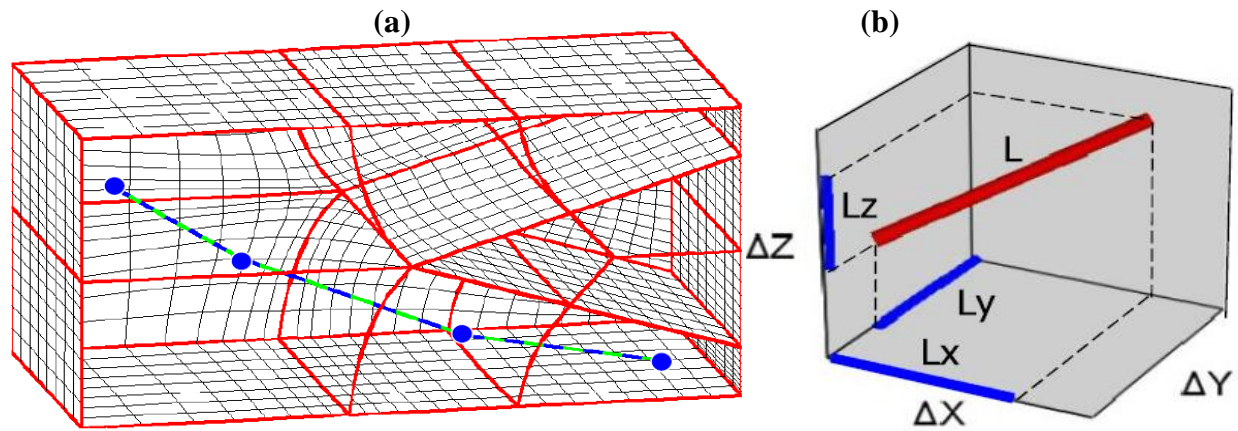


Figure 5.4 - Représentation d'un puits avec trajectoire arbitraire dans le modèle de simulation.

De point de vue mathématique la méthode de projection consiste à projeter les segments de puits sur les principaux axes orthogonaux du bloc de la grille considérée voir **Figure 5.4(b)**, ensuite des indices partiels de puits sont calculés pour les trois longueurs projetées, et l'indice total de puits qui est calculé comme la résultante (c.à.d., la racine carrée de la somme des carrés) des trois indices partiels ( $WI_x$ ,  $WI_y$ ,  $WI_z$ ) est donnée comme suivant :

$$WI = \sqrt{WI_x^2 + WI_y^2 + WI_z^2} \quad (59)$$

Les trois composants ( $WI_x$ ,  $WI_y$ ,  $WI_z$ ) sont données par :

$$WI_x = \left( 2\pi \sqrt{k_y k_z L_x} / (\ln(r_{o,x}/r_w) + s) \right) \quad (60)$$

$$WI_y = \left( 2\pi \sqrt{k_x k_z L_y} / (\ln(r_{o,y}/r_w) + s) \right) \quad (61)$$

$$WI_z = \left( 2\pi \sqrt{k_x k_y L_z} / (\ln(r_{o,z}/r_w) + s) \right) \quad (62)$$

Où :

- ( $k_x, k_y, k_z$ ) sont les perméabilités dans les trois directions,
- ( $L_i$ ) représente la longueur de la projection de segment du puits sur l'axe  $i$ ,
- ( $r_w$ ) le rayon de puits,
- ( $r_o$ ) est le rayon effectif qui est donné par :

$$r_{o,x} = 0.28 \cdot \left( \left( \frac{k_y}{k_z} \right)^{1/2} \Delta z^2 + \left( \frac{k_z}{k_y} \right)^{1/2} \Delta y^2 \right)^{1/2} / \left( \left( \frac{k_y}{k_z} \right)^{1/4} + \left( \frac{k_z}{k_y} \right)^{1/4} \right) \quad (63)$$

$$r_{o,y} = 0.28 \cdot \left( \left( \frac{k_x}{k_z} \right)^{1/2} \Delta z^2 + \left( \frac{k_z}{k_x} \right)^{1/2} \Delta x^2 \right)^{1/2} / \left( \left( \frac{k_x}{k_z} \right)^{1/4} + \left( \frac{k_z}{k_x} \right)^{1/4} \right) \quad (64)$$

$$r_{o,z} = 0.28 \cdot \left( \left( \frac{k_y}{k_x} \right)^{1/2} \Delta x^2 + \left( \frac{k_x}{k_y} \right)^{1/2} \Delta y^2 \right)^{1/2} / \left( \left( \frac{k_y}{k_x} \right)^{1/4} + \left( \frac{k_x}{k_y} \right)^{1/4} \right) \quad (65)$$

Où  $\Delta x, \Delta y, \Delta z$  représente la largeur de la cellule dans les trois directions entre les centres des faces.

La procédure de son implémentation au sein de simulateur (ex. ECLIPSE) est décrite ci-après

Pour représenter avec précision les puits directionnels dans le modèle de simulation et améliorer ainsi la qualité des résultats, une routine appeler INTERSECT a été élaboré, pour l'identification de cellules traversées par le puits et la détermination des coordonnées des points d'entrée et de sortie de l'intersection. Par cette fonction, on peut déterminer les points d'intersection (points), les faces d'intersection (facInds) et la position de chaque point d'intersection sur le puits (pos) comme détaillés ci-après.

### 5.3.1.1 Représentation de puits

Le puits est représenté par une ligne droite rectiligne dans l'espace 3D au sein d'ECLIPSE cette représentation est assurée par les actions suivantes :

- a) Pour chaque cellule de réservoir on fait calculer les coordonnes cartésiennes de leurs 8 coins à partir de la représentation corner point et cela par l'utilisation des équations paramétriques du droit qui sont donnés par :

$$t = (Z - Z_T)/(Z_H - Z_T) \quad (66)$$

$$X = X_T + t \cdot (X_H - X_T) \quad (67)$$

$$Y = Y_T + t \cdot (Y_H - Y_T) \quad (68)$$

$$Z = Z_T + t \cdot (Z_H - Z_T) \quad (69)$$

Où :  $(X, Y, Z)$ , les coordonnées d'un point dans le puits et  $(t)$  le coefficient de paramétrage.

- b) Calculer les coordonnées de talon de puits à partir de la représentation  $[I_H, J_H, K_H, L_W, \Theta, \Psi]$  comme suivant :

$$I_T = I_H + L_W \cdot \cos \Psi \cdot \cos \theta \quad (70)$$

$$J_T = J_H + L_W \cdot \cos \Psi \cdot \sin \theta \quad (71)$$

$$K_T = K_H + L_W \cdot \sin \Psi \quad (72)$$

- c) Calcul de vecteur directeur du puits :

$$\mathbf{VECT}_d = (X_T - X_H)\vec{i} + (Y_T - Y_H)\vec{j} + (Z_T - Z_H)\vec{k} \quad (73)$$

- d) A partir de ces données un programme qui sert à trouver toutes les cellules traversées par le puits ainsi que les coordonnées des points d'intersection (entrées/sorties) c'est développé. Une application de ce programme avec l'INTERSECT est présenté dans la **Figure 5.5**.

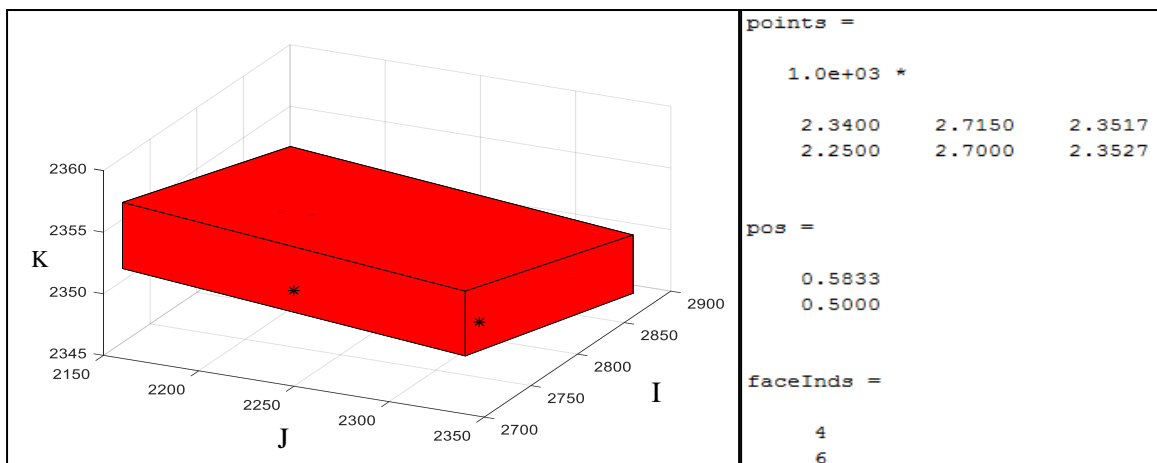


Figure 5.5 - Outputs de la fonction INTERSECT

Dans la figure on peut voir les deux points d'intersection (étoiles noires) avec leur coordonnées cartésiennes. Le puits traverse la cellule dans les faces 4 et 6 qui sont les faces d'entre et de la sortie respectivement. Ainsi ces deux points d'entrée et de sortie se situe sur le puits à 50 et 58 % de distance par rapport à la tête de puits, respectivement.

### 5.3.1.2 Calcul de Well-Index

La méthode de projection su citées a été utilisée pour le calcul du Well-Index et implémenter sur Eclipse avec un changement de repères par le mot clé MAPAXIS **Figure 5.6**. Ceci afin d'assurer que les coordonnées de chaque point d'intersection sont présentées en utilisant le même système de coordonnées cartésiennes que celui utilisé pour définir les sommets du modèle de grille.

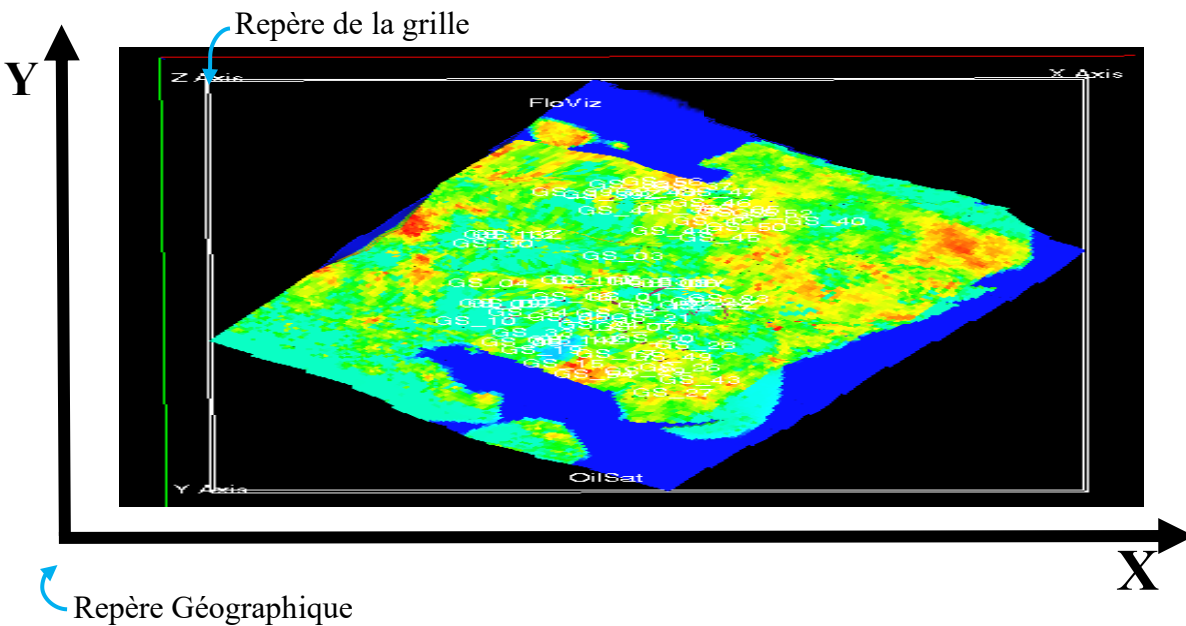


Figure 5.6 - Position de réservoirs d'El Gassi dans le repère géographique.

### 5.3.1.3 Création de la section de fichier Schedul pour Eclipse

La section Schedul d'Eclipse contient tous les paramètres techniques qu'on doit insérer pour la modélisation des puits à ajoutés au sein de simulateur. Ces paramètres habituellement insérés manuellement, dans ce travail sont calculer et inséré automatiquement par la fonction INTERSECT. Cette dernière, permet ainsi de créer le fichier Schedul qui contient toutes les instructions de scénario d'implantations à réaliser, puis ce fichier de contrôle sera envoyé a Eclipse pour lancer la simulation et générés ainsi les résultats de production nécessaire pour l'évaluation de

la VAN de scénario généré. La **Figure 5.7** présente un exemple d'un fichier Schedul généré par fonction INTERSECT

```

INCLUDE
1SCHED_SUP_HIST_NR1.SCH /
WELSPECS
NEWP1 NORTH 8 100 1* OIL /
/
COMPDAT
NEWP1 8 100 11 11 OPEN 1* 0.0042161 0.495 3.1497 2* Z 31.2086 /
NEWP1 8 100 12 12 OPEN 1* 0.0090825 0.495 6.7833 2* Z 31.1724 /
NEWP1 8 100 13 13 OPEN 1* 0.011531 0.495 8.6323 2* Z 31.4761 /
NEWP1 8 100 14 14 OPEN 1* 0.0016144 0.495 1.0647 2* Y 33.1816 /
NEWP1 8 99 14 14 OPEN 1* 0.011359 0.495 7.5295 2* Y 33.911 /
/
INCLUDE
1SCHED_INF_DATE_NR2.SCH /
    
```

Figure 5.7 - Exemple de fichier Schedule créé par la fonction INTERSECT

L'algorithme de la procédure de calcul de la fonction INTERSECT est résumé comme dans la **Figure 5.8**.

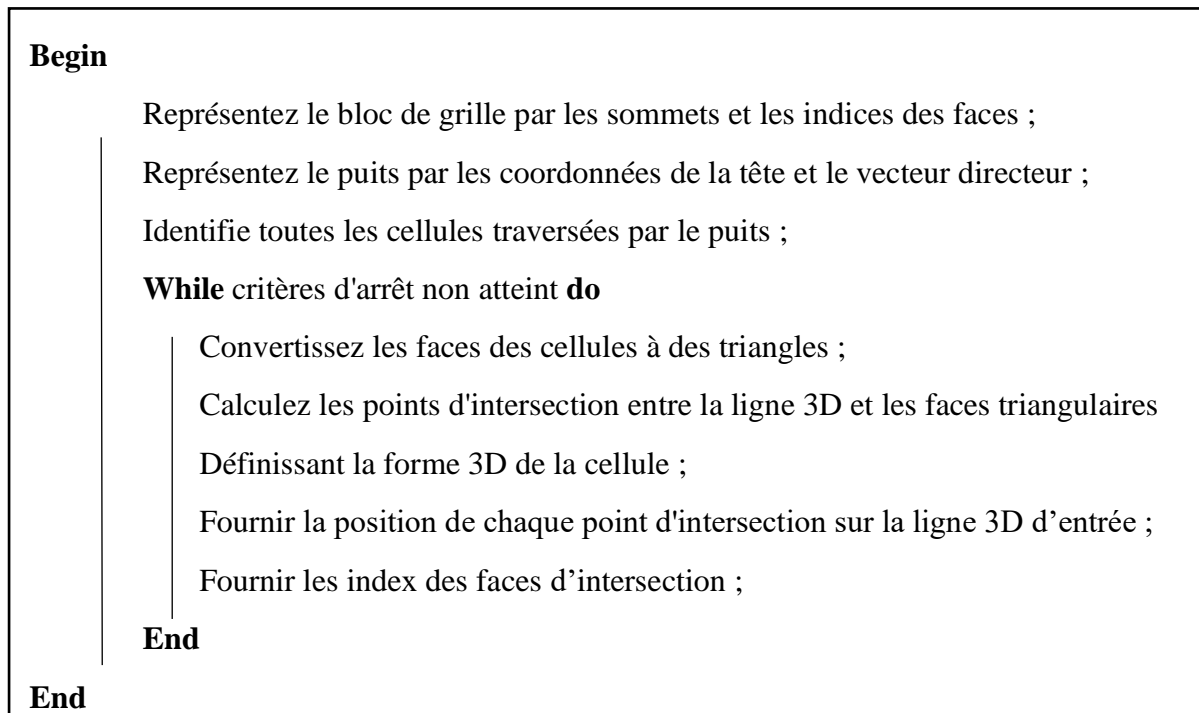


Figure 5.8 - Pseudocode de la fonction INTERSECT

Cette routine nous permet ainsi de calculer des indices de puits précis par la méthode de projection pour des puits directionnels coupant une grille de simulation complexe de manière arbitraire.

## 5.4 Modélisation économique

Dans cette section, une fonction objective est développée, qui est basée sur la valeur actuelle net VAN qui utilise une différence entre les dépenses et les revenus et qui est prouvée plus efficace que l'alternative de la production cumulative de pétrole (NP) pour l'optimisation en ingénierie de réservoir (Maghsoudi, 2016). Pour des raisons de simplicité, dans le modèle développé, les incertitudes sont omises, ainsi le Cash Flow actualisé est préféré à l'alternative des options réelle, pour évaluer le projet de placement du puits. Cependant, une autre alternative est récemment proposée par (Chen *et al.*, 2017) qui utilise une formule analytique à la place du simulateur numérique de réservoir pour évaluer la fonction objective. Néanmoins, cette alternative fait appel à certaines hypothèses qui diminuent considérablement la fiabilité de la fonction objective dans le cas des réservoirs hétérogènes ; par conséquent, la VAN est la fonction objective préférée dans ce travail.

Le calcul de la VAN dans notre cas nécessite de prévoir les profils de production associés à un scénario de placement de puits et qui est calculé par la simulation numérique, cette dernière fournit des résultats précis par rapport à l'alternative des courbes de déclin qui est très risquée.

Suite à une modification du terme du coût cumulé de forage au sein du modèle économique décrit dans (Chang, Bouzarkouna and Devegowda, 2015), la VAN est définie en fonction de la valeur temps d'argent, des revenus attendus et des coûts d'exploitation ou des dépenses d'investissement (CAPEX) comme suit :

$$VAN = \sum_{t=0}^T \frac{CF_{(t)}}{(1+r)^t} - CAPEX \quad (74)$$

Où  $r$  (%) est le taux d'actualisation,  $T$  (année) est le temps de production totale et  $CF_{(t)}$  est le cash-flow au moment  $t$ , ce dernier est défini comme étant le revenu généré par la vente de produits (pétrole, gaz) moins les frais d'exploitation (c.-à-d. coût de production) (OPEX) au temps  $t$ .

$$CF(t) = \begin{bmatrix} Q^o \\ Q^g \\ Q^w \\ Q^{w,inj} \\ Q^{g,inj} \end{bmatrix}_t \times \begin{bmatrix} +P_r^o \\ +P_r^g \\ -P_c^w \\ -P_c^{w,inj} \\ -P_c^{g,inj} \end{bmatrix}_t \quad (75)$$

Où  $Q_t^f$  et  $Q_t^{f,inj}$  sont respectivement les débits de production et d'injection de chaque fluide ( $f$ ) (pétrole, gaz ou eau) à une période  $t$ .  $P_r^{o/g}$ , est le prix du pétrole ou du gaz,  $P_c^w$  est le coût du traitement de l'eau produite, tandis que  $P_c^{(g/w),inj}$  est le coût d'acquisition, de traitement et d'injection d'eau / gaz.

Vu qu'une fonction objective plus sophistiquée peut améliorer la précision mais ne doit pas trop influencer la surface de réponse (la tendance des résultats), de ce fait de nombreuses hypothèses sont utilisées, notamment le coût fixe du forage et la non-dépendance de coût de forage au type de terrain à forer, en plus d'un CAPEX simplifiés qui est modélisée comme suit :

$$CAPEX = \sum_{w=1}^{N_w} (C_w^{top} + \alpha \times \beta) \quad (76)$$

Où  $N_w$  est le nombre de puits forés,  $C_w^{top}$  est le coût du forage du puits jusqu'au sommet du réservoir, et  $\alpha$  et  $\beta$  sont des paramètres techniques ajoutés pour introduire la configuration des puits dans l'évaluation économique. Ces deux paramètres sont présentés comme suivant :

**Le paramètre  $\alpha$** : représente l'inclinaison du puits et est défini comme suivant

$$\alpha = 2 - |z_w - z_{w.toee}| / L_w \quad (77)$$

Où  $z_w$  et  $z_{w.toee}$  sont les profondeurs de la tête et de talon de puits respectivement. Ainsi,  $\alpha = 1$  pour les puits verticaux et  $\alpha = 2$  pour les puits horizontaux, cela signifie qu'un puits horizontal possède un cout double par rapport à un puits vertical.

**Le paramètre  $\beta$**  est une variable utilisée pour calculer le coût du puits à l'intérieur du réservoir

$$\beta = L_w \times C^{drill} \quad (78)$$



Où  $L_w$  est la longueur du puits à l'intérieur du réservoir, et  $C^{drill}$  est le coût du forage à l'intérieur du réservoir. En plus le terme  $\beta$  est utilisé pour assurer en outre les deux tâches suivantes :

- **La pénalisation des individus lors d'optimisation par l'AG** : lorsqu'une partie du puits est en dehors du domaine réalisable, le terme  $\beta$  cède à cette partie inactive du puits un coût de forage qui est ensuite soustrait des revenus et donc il pénalise la valeur de la VAN par le fait que nous payons le forage d'un segment de puits inactif qui ne contribue pas à la production.

- **Générer des résultats sans simulation (Augmentation des résultats d'un run)** : cette approche assure le calcul de deux résultats à partir d'une simulation. Dans cette tâche, et sur la base de la routine utilisée dans le calcul du WI, nous pouvons déterminer exactement les longueurs de segment de puits actif qui assure la totalité de la production et le segment de puits inactif qui réside en dehors de l'espace réalisable du réservoir. Par conséquent, avec ces deux longueurs, nous pouvons calculer en exploitant le même résultat de simulation deux valeurs VAN comme suivant ;

- VAN1, calculé uniquement par la longueur de la partie active du puits
- VAN2, calculé par la longueur totale du puits incluant la partie inactive.

Cette stratégie nous permet d'augmenter artificiellement le budget initial nécessaire à la construction du modèle Surrogate.

### 5.5 Procédure d'application, Résultats & Discussions

Dans cette section le Framework ASRM optimisé précédemment dans le **Chapitre 4** est appliqué sur le cas d'EL-Gassi et les résultats sont comparés avec l'approche hors ligne d'optimisation via des Surrogate ainsi qu'à la variante (MIS) de l'approche adaptative (en ligne).

Dans le problème d'optimisation d'El-Gassi avec six variables de décision dont trois sont continus, effectuer la recherche exhaustive n'est pas possible car le nombre de scénarios possibles (c'est-à-dire les combinaisons) est infini. En revanche, le cas Ackley et le cas UNISIM précédent (à la recherche exhaustive a été faite) permettant de renforcer la confiance sur les performances ASRM et de valider son efficacité pour l'optimisation globale. De plus, nous n'avons pas appliqué l'approche d'optimisation directe, car elle nécessite un nombre onéreux des simulations coûteuses ce qui rend non faisable dans ce cas d'étude.

Dans ce qui suit on va détailler le processus d'application d'ASRM avec la nouvel fonction objective sur le réservoir d'El-Gassi pour l'optimisation des puits directionnels.

### 5.5.1 Articulation des contraintes et définition d'espace de recherche

Après la définition et la formulation de toutes les contraintes réelles à inclure (voire **Section 5.2.2**), une étape d'articulation de ces contraintes sur le cas d'El-Gassi été faite et spécifier dans le **Tableau 5.2** qui montre les contraintes réalistes considérées avec leurs paramètres de configuration et les positions rejetées après l'application de chaque contrainte.

Contraints	Parameters	N° de scenario techniquement non faisable
<b>Limites de réservoirs</b>	$I \in [1 \ 118], J \in [1 \ 142], K \in [2 \ 18],$	5474
<b>Saturation screening</b>	$S_o(I,j,k) > S_{or}, S_{or}=30\%, l=2$	
<b>Distance entre puits</b>	$D= 1640 \text{ ft}$	4235
<b>Longueur de puits</b>	$l_{wmin}=16 \text{ ft}, l_{wmax}= 2000 \text{ ft}$	/
<b>Orientation</b>	$0 \leq \theta \leq 2 \pi, 0 \leq \Psi \leq \pi/2$	/

Tableau 5.2 : Définition des contraintes pour le cas d'El Gassi.

Avec  $118 \times 142$ , il y avait 16756 emplacements possibles de tête de puits mais après l'application des contraintes liées aux limites de réservoir et le criblage de saturation en tenant compte la  $S_{or} = 30\%$  comme le seuil de sélection des zones à huile mobile. Nous constatons que le nombre d'emplacements de puits possible sera réduit à 5474 et après avoir défini une distance minimale de 1640 ft entre le nouveau puits et les puits déjà forés, nous concluons que le nombre final d'emplacements possibles est de 4235, ce qui représente ainsi la région réalisable du réservoir qui est donnée par la **Figure 5.9**. Cette dernière, montre tous les emplacements possibles en points verts tandis que les emplacements irréalisables sont indiqués en points noirs.

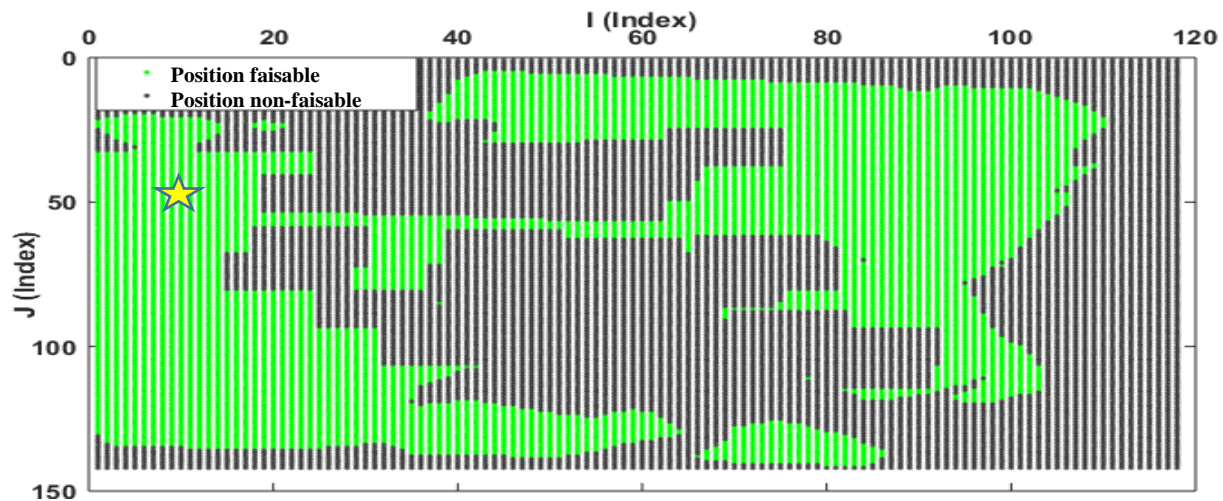


Figure 5.9 - L'espace de recherche faisable pour les nouveaux puits dans le réservoir d'El Gassi

D'après cette figure et pour conclure sur les effets des contraintes utilisées, nous pouvons souligner que les trois contraintes de limites de réservoir, de criblage de saturation et de distance enter-puits permettent d'éliminer de l'étude toutes les régions du réservoir inefficaces. Alors que les autres contraintes (c.-à-d. La longueur et l'orientation du puits) qui définissent la configuration possible de la trajectoire du puits permettent d'autoriser au puits de naviguer librement dans toutes les directions à l'intérieur du réservoir.

Également, en utilisant toutes ces contraintes, nous pouvons d'abord sélectionner la population initiale uniquement dans l'espace réalisable, ce qui permet d'utiliser efficacement le budget autorisé des simulations de réservoir. Par ailleurs, lors de l'optimisation, ils permettent de pénaliser directement l'individu pauvre fourni par le système de reproduction de l'AG, donc de ne forcer l'optimisation que dans la zone d'intérêt.

Enfin dans le cas de l'optimisation sous incertitude quand on a un certain nombre de réalisations avec des distributions différentes de  $S_o$ , cette pratique est encore applicable par le fait que le criblage de saturation va générer pour chaque réalisation une forme spécifique de l'espace réalisable au sein du quelle la routine d'optimisation ASRM sera exécutée et donc de se converger vers le meilleur scénario de chaque réalisation. Puis l'assemblage de ces résultats de toutes les réalisations va générer une enveloppe qui décrit réellement la zone où la solution optimale peut résider. Cette particularité contribue de manière significative à la flexibilité et à la généralisabilité du l'ASRM.

Le traitement de ces contraintes dans le processus d'optimisation par la méthode hybride proposée nécessite la stratégie suivante : lorsqu'un individu ne respecte pas la contrainte de distance entre les puits, cela signifie que le puits complet est en dehors de l'espace réalisable à ce moment, la méthode de réparation sera utilisée tandis que lorsque seulement une partie du puits se trouve en dehors de l'espace réalisable à ce moment, la méthode de pénalisation sera utilisée pour gérer cette situation.

Après la spécification de l'espace de recherche on va passer à l'échantillonnage afin de créer une base de données représentative pour la construction de Surrogate et donc pour l'initialisation de l'ASRM. Cette procédure d'échantillonnage sera expliquée ci-après.

### 5.5.2 Planification des simulations via le design d'expérience QMC\_H

Dans le but de trouver une taille de population initiale adéquate pour ce problème à six dimensions, nous utilisons la règle commune proposée par (Jones, Schonlau and Welch, 1998) qui indique que le nombre approximatif de sites de conception initiale requis, doit être 10 fois la dimension du problème  $10 * D$ . Sur la base de cette règle, nous utilisons le plan QMC Halton pour générer 60 points de données (c.-à-d., scénario d'un puits) uniformément réparti dans l'espace sous contrainte 6D qui incluent uniquement les régions d'intérêt où il y a peu ou pas d'informations sur les effets sous-jacents des variables sur les réponses.

Cet ensemble de données permet de couvrir efficacement l'irrégularité de la réponse du réservoir, ce qui aide le modèle de substitution à mieux représenter la réponse de réservoir considéré. Pour générer cette DoE de remplissage d'espace sous contraintes, la section d'étalonnage MBC du logiciel MATLAB a été utilisée. La **Figure 5.10** est une représentation 2D et 3D de la population initiale générée par QMC.H dans l'espace de recherche sous contrainte du réservoir d'El-Gassi.

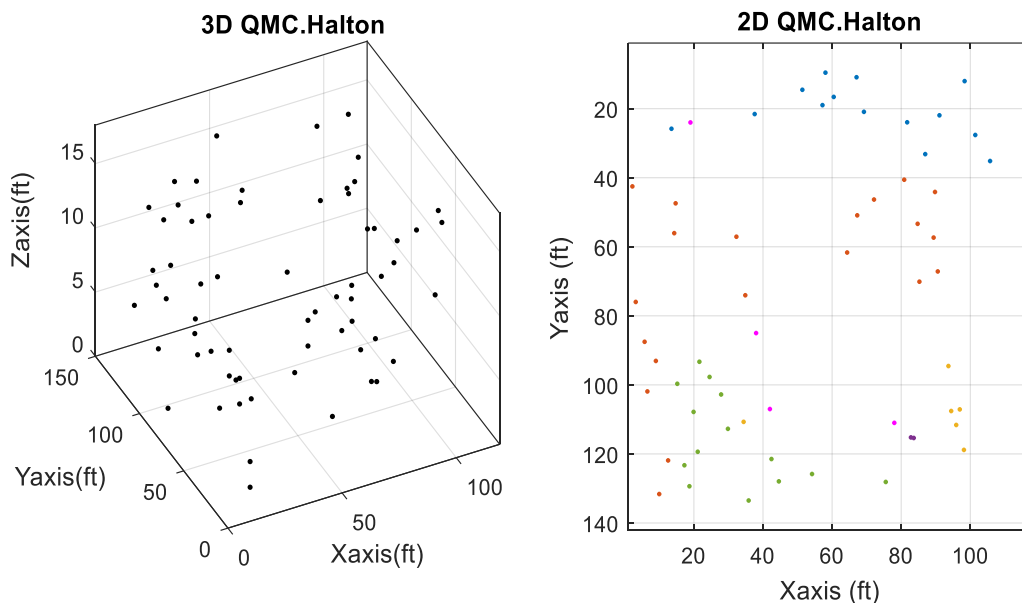


Figure 5.10 - Échantillonnage par QMC Halton dans l'espace faisable désigné en 2D et 3D.

### 5.5.3 Collecte des résultats de simulations

Les simulations ont été effectuées sur les soixante scénarios sectionner par le désigne QMC\_H. À 60 minutes par simulation, 2,5 jours de temps de calcul ont été engagés pour générer les données requises seulement pour le développement du Surrogate initial et ainsi lancer l'ASRM.

Les résultats de simulation pour chacun des 60 individus (scénarios) sont présentées sur la **Figure 5.11**. À partir de cette figure, on peut souligner une légère similitude entre les valeurs de la VAN qui est dû à l'emploi des contraintes d'une part et à l'utilisation d'un plan d'échantillonnage d'autre part. Vu que ses deux actions ne permettent que de placer des puits dans les régions avec une bonne saturation et comme notre réservoir est à un stade de maturité (produit depuis 1959) la quantité d'huile entre ces régions change légèrement ce qui traduit par des débits semblables pour les puits sous-jacents. De plus, la mauvaise perméabilité du réservoir, qui affecte largement le débit, ne fournit qu'une zone de drainage restreinte pour chaque puits.

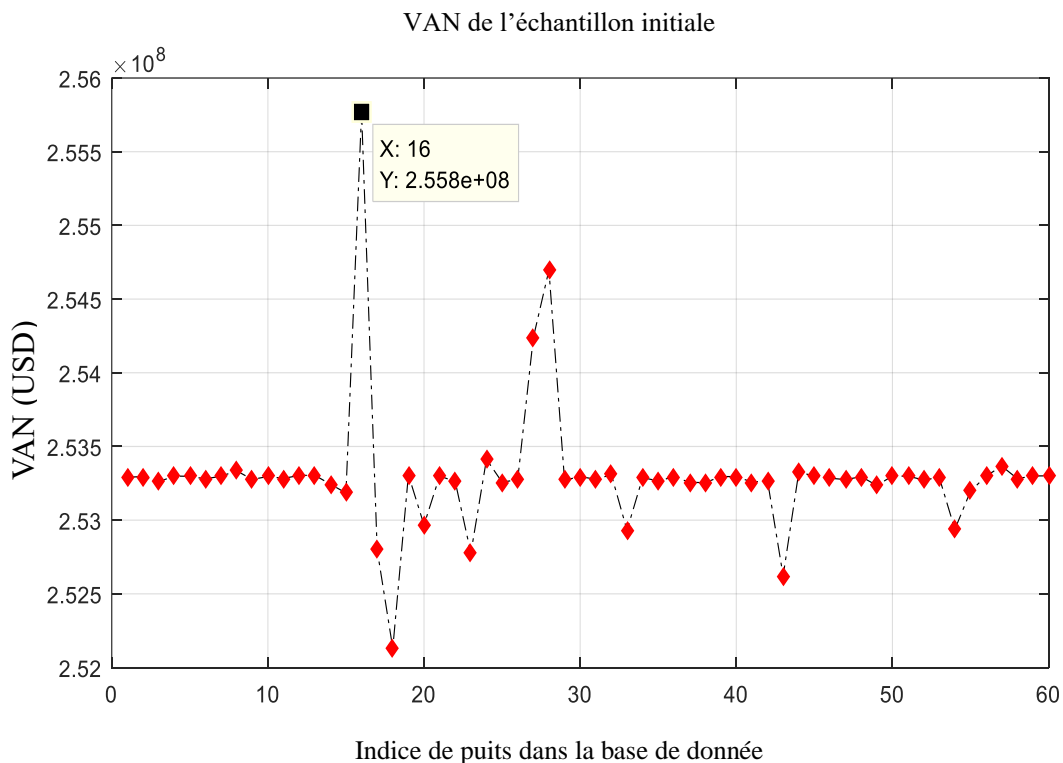


Figure 5.11 - Réponse du réservoir pour chaque scénario de la base de données.

Le **Tableau 5.3** montre la configuration et les deux valeurs de la VAN du meilleur individu simulé. Le meilleur individu possède deux résultats, la première est calculée pour toute la longueur de puits (c'est-à-dire pénalisée par le segment de puits inactif qui existe en dehors du domaine réalisable) tandis que la deuxième est calculée uniquement pour le segment productif de puits qui réside complètement dans l'espace réalisable.

		<b>I(x<sub>w</sub>)</b>	<b>J(y<sub>w</sub>)</b>	<b>K(z<sub>w</sub>)</b>	<b>L<sub>w</sub> (ft)</b>	<b>Θ<sub>w</sub> (°)</b>	<b>Ψ<sub>w</sub> (°)</b>	<b>VAN(MM\$)</b>
<b>16<sup>eme</sup></b>	<b>1<sup>er</sup> resultat</b>	14	47	4	1405,26	249,92	85,74	255,131
<b>RUN</b>	<b>2<sup>eme</sup> resultat</b>	14	47	4	426,88	249,92	85,74	255,768

Tableau 5.3 : Résultats du meilleur individu de la base de données.

En utilisant la stratégie d'augmentation des résultats de simulation défini à la **section 5.4**, les deux VANs du **Tableau 5.3** ont été calculés à partir de la simulation numéro 16 uniquement. Cette stratégie, sur l'ensemble des points de données nous a permis d'augmenter artificiellement le budget initial autorisé de 60 à 113 ce qui est bénéfique pour la construction du modèle Surrogate.

### 5.5.4 Apprentissage de modèle PG et initialisation d'ASRM

La base de données développée par le DoE de type QMC.H et complétée par la stratégie d'augmentation, représente la principale source d'information pour la construction du modèle PG initial et ainsi l'initialisation du l'ASRM. Les performances du modèle Surrogate PG initial construite par la base de données avant et après l'augmentation sont rapportées dans le **Tableau 5.4**. Le tableau montre que la base de données augmentée fournit un modèle PG avec des bonnes performances par rapport à celui construit par la base de données avant l'augmentation. Ces résultats sont logiques et à partir du test LOOCV, nous pouvons prouver l'efficacité de la stratégie appliquée pour améliorer la qualité émulative/prédictive du modèle Surrogate.

	<b>Apprentissage</b>			<b>Prediction</b>		<b>Test</b>	
	<b>R2</b>	<b>RMSE</b>	<b>AAPRD</b>	<b>LOOCV</b>	<b>R2</b>	<b>RMSE</b>	<b>AAPRD</b>
<b>Après augmentation</b>	1	369,22	1,052e-4	2,248e+12	0,993	0,97e+05	0,0259
<b>Avant augmentation</b>	1	346,26	1,136e-4	3,162e+12	0,498	7,12e+05	0,1796

Tableau 5.4 : Performances des modèles PG pendant l'apprentissage, le test et la prédiction.

Pour visualiser les résultats de ce tableau ainsi que l'écart d'estimation de la VAN par le modèle PG ajusté sur la base de données augmentée, nous présentons la **Figure 5.12**.

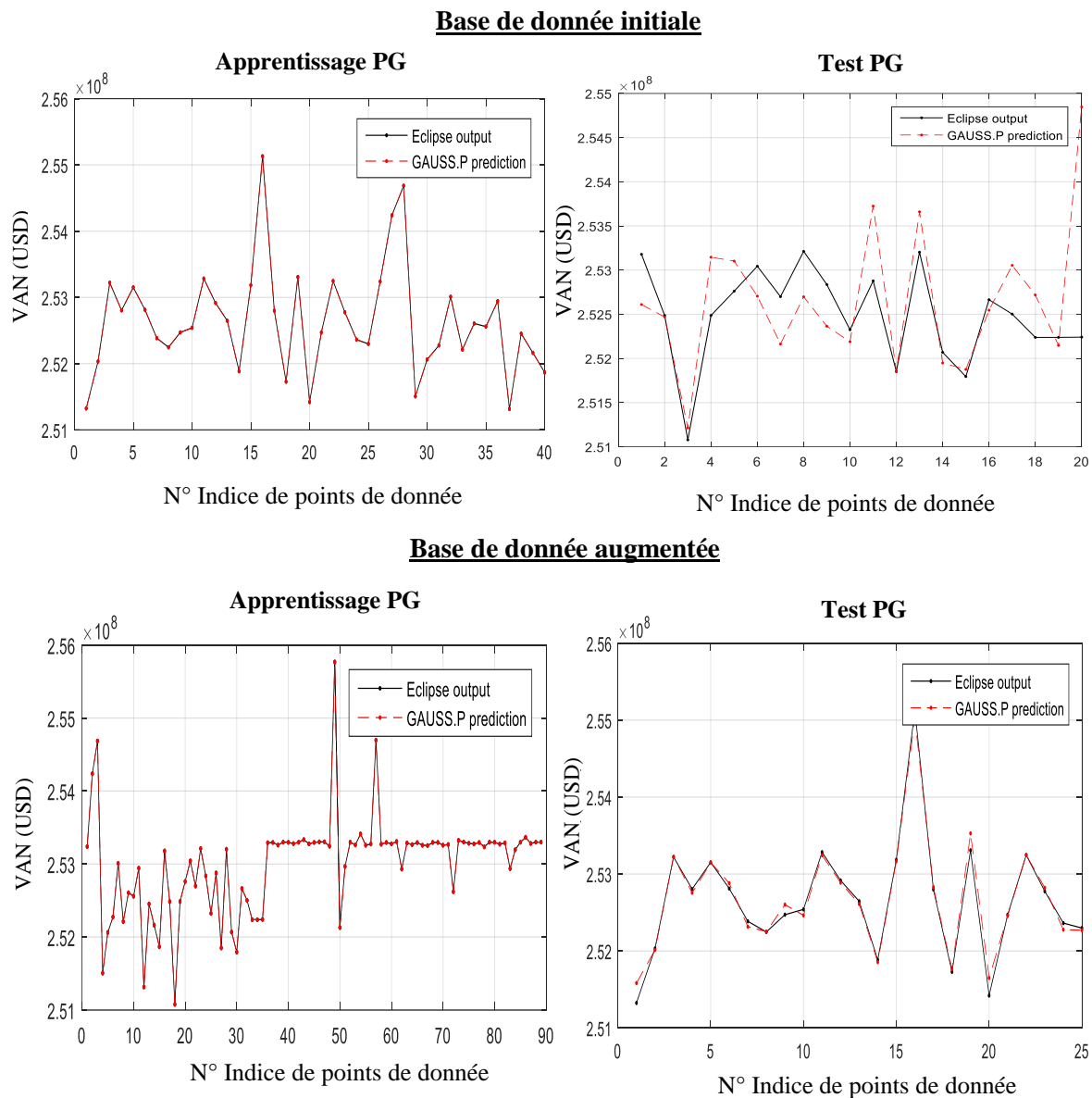


Figure 5.12 - Résultats du PG crée par les deux bases de données avant et après l'augmentation.

Cette figure montre que le modèle PG construit par la base de données augmentée possède des meilleures performances par rapport à l'autre ainsi il peut prédire avec précision la VAN pour les ensembles de données de fit et de test. En conséquence, le PG ajusté, peut être utilisé à la place de simulateur pour estimer les réponses du réservoir à moindre coût (c'est-à-dire fournir des VANs pour certains emplacements de puits sans simulation).

### 5.5.5 Optimisation par ASRM du cas d’El Gassi

Dans cette étape, la détermination de l’emplacement du puits producteur se fait itérativement avec notre procédure, tout en tenant comptes de l’ensemble des contraintes sur les variables discrètes et continues définissant l’emplacement et la trajectoire du puits respectivement. Les paramètres de l’ASRM et de l’AG sont rapportés dans le **Tableau 5.5**.

Paramètres	Configuration
<b><u>ASRM</u></b>	
<b>Taille de la population initiale</b>	10*D= 60
<b>DoE Initial</b>	QMC Halton
<b>Points adaptatifs à chaque génération</b>	4
<b>DoE Adaptatif</b>	QMC Halton
<b>Nombre Max de générations</b>	40
<b>Taille initial de domaine <math>S_0</math></b>	10
<b><math>L_2</math></b>	M=1
<b><u>GA</u></b>	
<b>Taille de la population initiale</b>	50
<b>Probabilité de Cross-over</b>	0.7
<b>Probabilité de Mutation</b>	0.3
<b>Sélection</b>	Roulette-wheel
<b>Nombre de génération</b>	300

Tableau 5.5 : Paramètres de ASRM et de l’AG utilisés pour l’optimisation.

Dans l’ASRM, le modèle de Surrogate est utilisé pour émuler avec précision la surface de réponse du simulateur en modélisant la relation entre les entrées et les sorties de la base de données. Ensuite, le substitut est utilisé pour évaluer les résultats des scénarios sans effectuer des simulations coûteuses, ce qui permettra non seulement de réduire l’effort de calcul, mais aussi de tirer l’information sur l’optimum du problème.

Au stade initial, le substitut ne peut pas parfaitement émuler la réponse du simulateur, donc son optimum évalué par l’AG n’est pas évident pour être l’optimum du problème. Par conséquent,



l'ASRM, avec sa nouvelle routine d'échantillonnage adaptatif peut affiner successivement le substitut lors d'exécution, de façon à mieux capturer le comportement de la réponse du simulateur près de l'optimum et dans des régions relativement inexplorées.

Plus d'informations sur les caractéristiques des substituts dans d'autres cadres d'optimisation adaptative est dans (Forrester and Keane, 2009; Koziel and Leifsson, 2013).

### 5.5.6 Résultats d'application & Discussion

Les résultats d'application de l'ASRM et les résultats d'application des deux autres approches d'optimisation par les Surrogates (MIS en ligne et hors ligne) pour l'optimisation d'un puits directionnel sont présentés dans la **Figure 5.13**. Dans cette figure, toutes les valeurs VAN présentées correspondent aux valeurs réelles de la fonction objective (c'est-à-dire obtenues avec une simulation des résultats finaux fournis par chaque approche dans chaque génération).

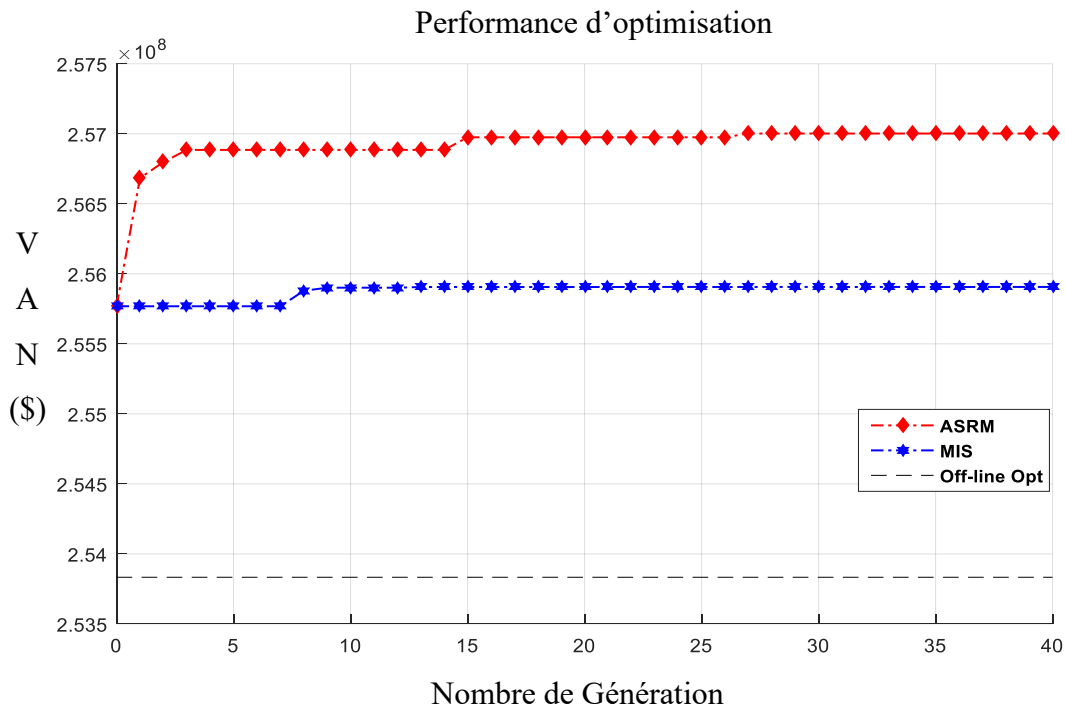


Figure 5.13 - Performance des trois approches d'optimisation via les modèles Surrogates.

Cette figure montre clairement que pour un budget donné de simulations de réservoir, la nouvelle approche d'optimisation adaptative (ASRM) fournit de meilleurs résultats par rapport aux autres stratégies. Notant que l'ASRM est en mesure d'améliorer considérablement les résultats

d'optimisation et de fournir une configuration de puits final avec une VAN égale à  $2,5700 * 10^8$  USD. Cependant, la méthode MIS ne présente que quelques améliorations des résultats par rapport à l'état de départ, tandis que la recherche hors ligne n'arrive même pas à améliorer les résultats que ceux de l'état initial.

Dans ce cas d'étude et par l'articulation de toutes les contraintes réalistes du champ, nous n'avons épargné que les bonnes zones productrices et comme le réservoir est à un stade de maturité avec des propriétés pétro-physiques médiocres, la réponse du réservoir aux différents scénarios ne devrait pas changer de manière significative.

Par ailleurs, l'emploi de DoE pour la sélection des scénarios a permis de construire une base de données représentative dans lequel certains individus sont situés dans des zones prometteuses du réservoir. En conséquence, toutes les routines d'optimisation ont été forcées de rechercher dans la région, qui peut contenir le véritable optimum. Cependant cette situation présente certaine difficulté de point de vue d'optimisation, vu la diminution de sensibilité de la réponse aux différentes valeurs des variables de décision. Par contre du point de vue d'ingénierie, ceci est très bénéfique car il oblige toute routine d'optimisation utilisée à rechercher, uniquement dans des régions importantes du réservoir, et donc à fournir des résultats pertinents de point de vue opérationnel.

Pour le cas coûteux du champ El-Gassi et avec un budget restreint de simulations de réservoirs, le cadre ASRM proposé permet d'atteindre des valeurs VAN plus élevées par rapport aux approches MIS et Offline. Les raisons probables sont ;

- La recherche hors ligne contient une quantité limitée d'informations sur le problème. Par conséquent, il ne peut pas donner de résultats précis
- La méthode MIS ne peut pas suivre efficacement les régions prometteuses avec l'ajout d'un seul point d'échantillonnage supplémentaire à chaque itération, il peut donc facilement être coincé dans un optimum local.
- La méthode ASRM basée sur le modèle de substitution essaie de sauvegarder et d'exploiter les informations de chaque itération d'une manière qui permettent de générer de nouveaux scénarios qui pourraient améliorer les résultats lors de la prochaine itération, la **Figure 5.14** présente les scénarios d'emplacement successive des dernières 4 itérations de processus ASRM.

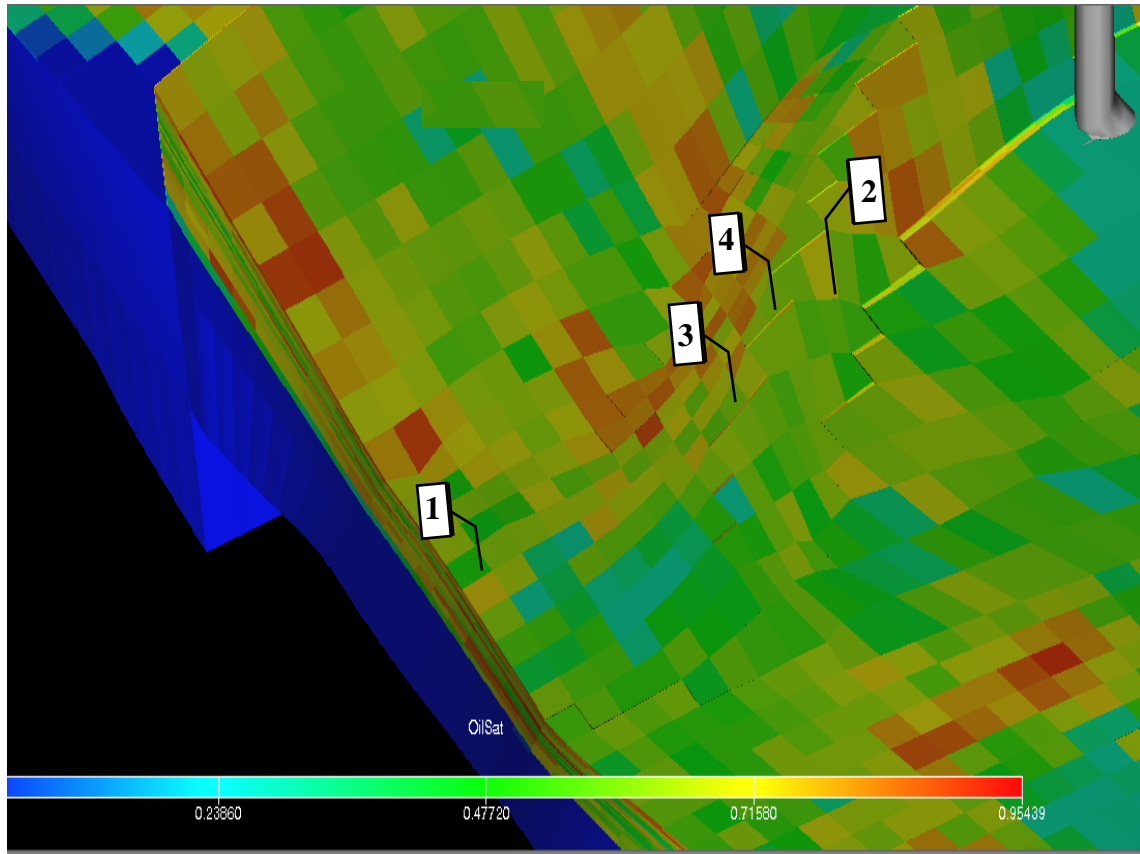


Figure 5.14 - Scénarios d'emplacement des 4 dernières itérations de processus ASRM

Également, l'ASRM essaie d'émuler suffisamment la pleine forme de la vraie surface de réponse (c'est-à-dire la réponse du simulateur) et d'améliorer sa précision dans les zones d'intérêt qui peuvent contenir l'optimum, d'une manière adaptative, ce qui guidera l'optimisation vers l'optimum tout en ne consommant un faible temps de calcul.

Ces résultats sont de bons signes de succès pour l'ensemble du processus ASRM, notamment où les paramètres de puits proposés sont acceptés par l'opérationnel de Gassi el Agrab, après l'évaluation des points suivantes :

- L'ASRM a fourni un puits avec une production importante par rapport aux autres, ceci est bien montré dans la **Figure 5.15** qui présente les résultats de simulation de la production totale de tous les puits de champs auprès celle de nouveaux puits présentés par la courbe verte pointiller

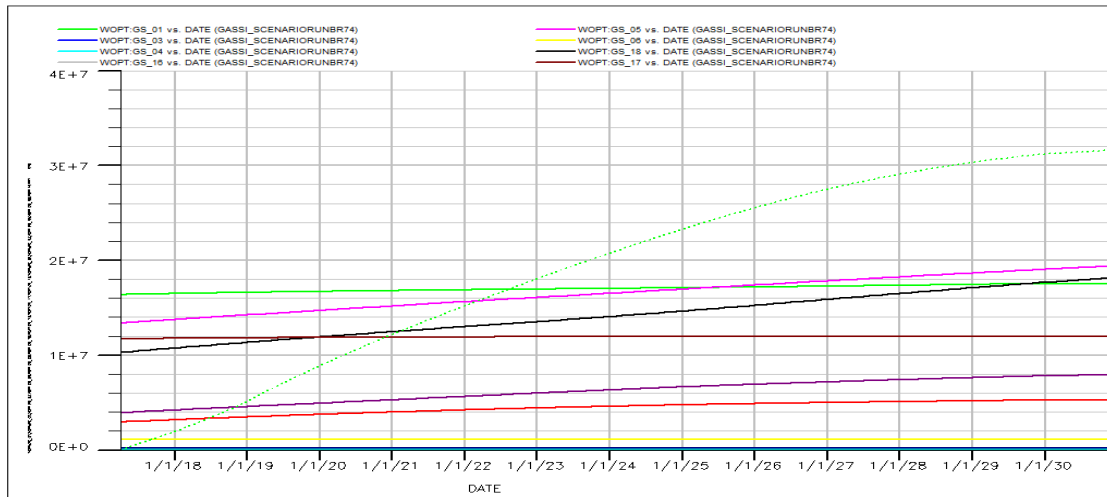


Figure 5.15 - Production cumulative de tous les puits de réservoir avec le nouveau

- Le puits proposé (présenté par l'étoile jaune sur la **Figure 5.9**, se trouve dans la zone ciblée présentée par l'aire L5 sur la **Figure 5.16**, qui est identifiée dernièrement par la collaboration des experts de SONATRACH avec leur partenaires étrangers.

NB : La zone L3 présente la partie de Gassi Ouest qui n'est pas simulée vue les difficultés techniques.

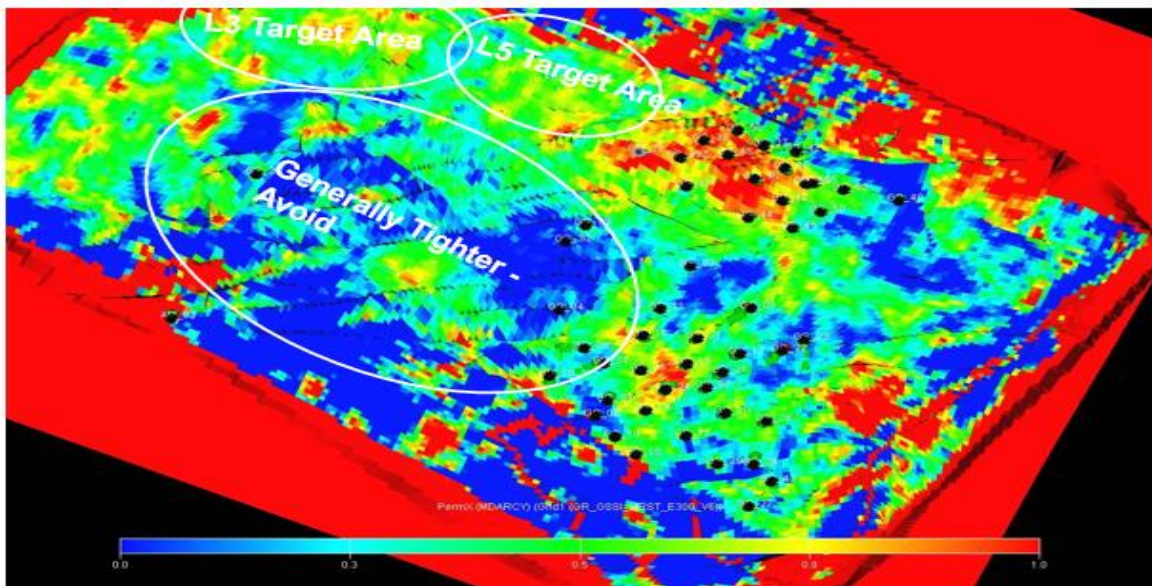


Figure 5.16 - Zone cible pour le prochain forage (rapport SONAHESS)

- De points de vue géologie et d'après la **Figure 5.17** qui présente la saturation huile des différentes couches de réservoirs, le puits proposé est fortement accepté vue sa localisation

dans un endroit (cercle rouge dans la figure) caractérisé par une épaisseur nette d'huile très élevée et des propriétés pétrophysiques meilleures par rapport à ceux des autres zones.

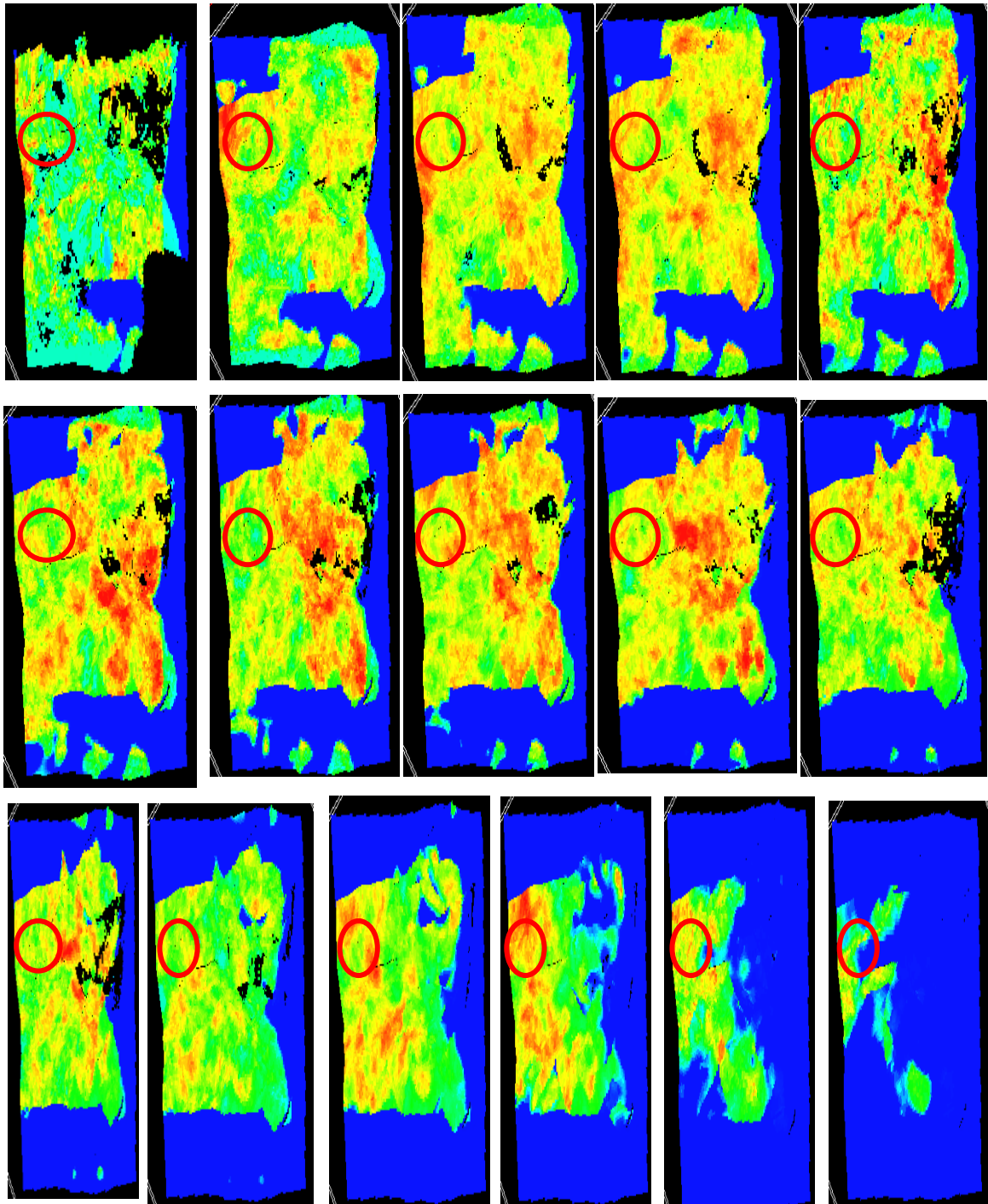


Figure 5.17 - Saturation huile de toutes les couches de réservoir d'El Gassi.

## 5.6 Conclusion

Dans ce chapitre l'approche ASRM a été appliquée pour traiter un vrai problème du placement des puits dans un réservoir complexe d'un champ réel. Les résultats de son application montrent que sur la base d'un nombre restreint de simulations de réservoirs, le cadre proposé de l'ASRM permet d'atteindre des valeurs VAN plus élevées et surpasse les approches existantes en termes de précision, d'efficacité et de rapidité. Ce qui peut confirmer par les bonnes propriétés pétro-physiques autour de l'emplacement trouvé.

De plus, les conclusions suivantes peuvent être tirées

- La technique hybride réparation-pénalité appliquée est efficace pour gérer les contraintes lors du processus d'optimisation
- Les modifications introduites sur le modèle de la valeur actuelle nette offrent une bonne flexibilité pour résoudre le problème combinatoire de placement de puits via le modèle Surrogates.
- La délimitation des espaces réalisables et l'initialisation avec des DoE sous contrainte sont des pratiques bénéfiques qui permettent de guider l'optimisation via les substituts uniquement dans les zones d'intérêt.
- La nouvelle approche ASRM est un outil d'optimisation efficace. Permettant d'obtenir de meilleurs résultats que les approches populaires. De plus, elle présente une grande efficacité pour résoudre le problème complexe du placement de puits dans des projets réels.

La configuration élaborée de modèle ASRM se présente comme une procédure efficace pour trouver l'optimum global des problèmes complexes. Cette configuration est prête à être appliquée avec tout autre modèle de substitution ou optimiseur et peut-être testée pour d'autres problèmes d'optimisation de développement en ingénierie de réservoir

## BILAN ET PERSPECTIVES

Ce travail est consacré au traitement des réservoirs fracturés dont la simulation numérique est une tâche complexe et chronophage d'une part, et l'optimisation de leur plan de développement présente des enjeux majeurs dans l'industrie pétrolière actuelle et future de l'autre part. Le comportement physique de ces réservoirs est représenté par un système d'équations différentielles non linéaires dont la solution et la compréhension de son comportement requière l'appel aux techniques numériques et moyens de calcul très complexes.

Dans cette thèse, nous avons présenté les principales procédures de l'ingénierie de réservoir pour l'exploitation des gisements fracturés, dès la caractérisation des réservoirs à l'état statique jusqu'à la prévision de leur comportement dynamique. Loin d'être exhaustif, nous avons passé en revue de nombreux travaux d'optimisation via les techniques avancées d'intelligence artificielle, des plans d'expérience et des algorithmes évolutionnaires dans le domaine pétrolier. Nous avons essayé de présenter à la fois les stratégies élaborées pour l'optimisation auto-adaptative des réservoirs complexes ainsi que les résultats existants, et les applications pratiques sur des réservoirs réels.

Les principaux résultats mis en évidence dans cette thèse sont le Framework général de traitement auto-adaptatif des réservoirs fracturés que nous avons proposés avec leurs différentes approches élaborées pour satisfaire les exigences requis pour l'optimisation des réservoirs avec des modèles de simulation complexes.

L'approche d'optimisation auto-adaptative des réservoirs fracturés ASRM que nous présentons dans cette thèse est novatrice, elle combine les avantages de l'échantillonnage QMC, les modèles Processus Gaussien et les algorithmes génétiques pour résoudre les problèmes d'optimisation complexes sous contraintes linéaires et non linéaires avec une efficacité élevée, tout en contrôlant l'effort computationnel et les coûts d'exécution. Dans cette approche intelligente, l'optimiseur AG est associé à une stratégie hybride de gestion (articulation et traitement) des contraintes technico-économiques et une approche nouvelle d'échantillonnage adaptatif qui servent à guider l'optimisation que dans le sens où il y a l'information pertinente et donc avoir bien décider sur le scénario de développement de ces réservoirs.

La méthode ASRM a été appliquée avec succès sur un cas académique et deux problèmes industriels. Le premier consiste au traitement d'un problème d'emplacement de puits dans un



réservoir Off-Shor ou les résultats ont prouvées l'efficacité de ASRM par rapport aux techniques existantes d'optimisation globale, et le deuxième couvre un véritable projet de placement de puits dans un réservoir non conventionnel fracturé d'El Gassi, qui est un champ mature situé à Hassi-Massoud, en Algérie où les résultats ont prouvées l'aptitude de ASRM à améliorer avec efficacité les pratiques excitantes de développement des réservoirs.

Dans l'ASRM les méthodes DoE de type Space-felling sont employées pour la création d'un échantillon aléatoire qui répond au critère de remplissage uniforme de l'espace de recherche. Puis suivant l'exploitation des connaissances disponibles sur les paramètres et selon la spécification des contraintes, l'espace de recherche peut prendre une forme plus ou moins irrégulière, de ce fait pour traiter ces cas d'irrégularités, une pratique originale a été engagés et qui consiste à articuler les contraintes dans le processus (algorithme) de planification d'expérience de façon à générer des échantillons qui répondent à la fois au contraintes techniques du problème et aux critères statistiques de conception des DoE. Cette pratique est une nouveauté qui s'ajoute aux contributions de cette thèse dans le domaine d'optimisation complexe.

La structure de L'ASRM est configuré par une approche originale d'échantillonnage adaptatif qui serve à ajouter plus d'information au problème via une recherche intelligente au voisinage de la zone d'intérêts. Chaque fois qu'une information est ajoutés, le modèle de Surrogate s'améliore et la précision d'émulation de la surface de réponse du problème augmente ce qui accélère la convergence vers la solution optimale.

Dans cette thèse une fonction objective originale a été proposée qui utilise une formule modifiée pour la VAN, qui porte sur l'évaluation des performances du puits, tout en abordant à la fois la pénalisation des individus et l'augmentation artificielle du budget initial autorisé pour la construction de Surrogate.

Pour représenter avec précision les puits directionnels dans le modèle de simulation et augmenter ainsi la fidélité des résultats de simulation, une routine appelée INTERSECT été développer. Cette routine qui améliore la méthode de simulateur ECLIPSE pour le calcul de l'indice de productivité des puits, il permet ainsi de représenter les puits directionnels dans le simulateur sans zigzag et ainsi de flexibiliser le processus d'articulation des contraintes réels de champs.

Il est à préciser que la procédure développée dans cette thèse a été présentée devant la comité exécutif restreint CER de la SONATRACH ou ils ont apprécié la solution élaborée et le Président



Directeur Général a instruit leurs services pour faciliter son intégration dans la pratique de développement des champs.

Actuellement ce travail est en cours d'implémentation avec la Division Petroleum Engineering and Développement PED pour fournir aux ingénieurs de réservoir SONATRACH une pratique intelligente et rigoureuse pour l'optimisation avancée et auto-adaptative des réservoirs Algériens.

### **Perspectives**

Pour répondre à la demande mondiale croissante de l'énergie et optimiser l'exploitation des hydrocarbures dans les réservoirs pétroliers fracturés, les perspectives de notre recherche portent sur :

- (i) L'introduction de la notion de triple milieu dans la caractérisation des réservoirs fracturés pour améliorer la simulation et ainsi augmenter le taux de récupération des hydrocarbures contenus dans ces gisements.
- (ii) La configuration de modèle ASRM avec tout autre modèles de substitution, optimiseurs a recherche globale, plans d'expérience et/ou stratégies d'enrichissement adaptive.
- (iii) L'amélioration des résultats de la simulation Eclipse, en appliquant d'autres techniques de calcul de d'indice de puits telles que la méthode semi analytique.
- (iv) Application de l'ASRM sur d'autres problèmes d'optimisation réels en ingénierie pétroliers ; à savoir l'optimisation des puits non conventionnelles (nécessaire pour le développement des gisements Off-Shor), l'optimisation de nombre d'étages de la fracturation hydraulique et leur positionnement dans le puits (nécessaire pour le développement des gisements de Schiste).

### **Listes des travaux scientifiques**

Cette thèse a fait l'objet des travaux scientifiques suivants :

- **Publications internationales**
  - Kheireddine Redouane, Nourddine Zeraibi, Menad Nait Amar "Adaptive Surrogate modeling with evolutionary algorithms for well placement optimization in fractured reservoirs" DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.03.022>, Applied Soft Computing Journal 2019

- **Communication internationale**

- Kheireddine Redouane, Nourddine Zeraibi, Menad Nait Amar “Automated Optimization of Well Placement via Adaptive Space-Filling Surrogate Modelling and Evolutionary Algorithm” DOI: <http://dx.doi.org/10.2118/193040-MS>, Society of Petroleum Engineers, Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference, UAE, 12-15 November 2018.
- Kheireddine Redouane, Nourddine Zeraibi, Menad Nait Amar “The prediction of the compressibility factor for natural hydrocarbon gas using artificial neural network” 8th International Symposium on Hydrocarbons and Chemistry ISHC8 2019.
- Kheireddine REDOUANE, Abdelhakim BENALI, Abeebe Adebawale AWOTUNDE, Noureddine ZERAIBI “Capacitance-Resistance Model Based Evolutionary Algorithm for Characterizing Water-flooded Reservoirs” North Africa Petroleum Exhibition and Conference, 10-13 March 2019, Oran.
- Kheireddine Redouane, Nourddine Zeraibi, Menad Nait Amar “A New Hybrid Intelligent System for Prediction of Bottom-hole Pressure in Vertical Wells of Algerian Fields” ELEVENTH SCIENTIFIC AND TECHNICAL DAYS OF SONATRACH, Oran, 16-19 April, 2018.
- BENALI Abdelhakim, REDOUANE khiereddine, CHERIF Bilel, Djamel Eddine “Efficient Integrated Reservoir Management Workflow as Reservoir Health Indicator” Tendances dans les Applications Mathématiques en Tunisie, Algérie et Maroc, 23-27 Février 2019 à Tlemcen.

**BIBLIOGRAPHIE**

Aanonsen, S. I. *et al.* (1995) ‘Optimizing reservoir performance under uncertainty with application to well location’, in *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

Abukhamsin, A. Y. (2009) *Optimization of Well Design and Location in a Real Field*, Master thesis. Stanford University, Stanford, California (June 2009).

Ackley, D. H. (1987) ‘A connectionist machine for genetic hillclimbing’, *Kluwer Academic Publishers, Boston MA*.

Aliyev, E. (2011) ‘Use of hybrid approaches and metaoptimization for well placement problems’. Stanford University Doctoral dissertation.

Aziz, K. (2001) ‘A General Single-Phase Wellbore/Reservoir Coupling Model for Multilateral Wells’, *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 4(4). doi: 10.2118/72467-PA.

Babaei, M. and Pan, I. (2016) ‘Performance comparison of several response surface surrogate models and ensemble methods for water injection optimization under uncertainty’, *Computers and Geosciences*. Elsevier, 91, pp. 19–32. doi: 10.1016/j.cageo.2016.02.022.

Badru, O. and Kabir, C. S. (2003) ‘Well placement optimization in field development’, in *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

Baudoui, V. (2012) *Optimisation robuste multiobjectifs par modèles de substitution*. DOCTORAT DE L’UNIVERSITÉ DE TOULOUSE.

Beckner, B. L. and Song, X. (1995) ‘Field development planning using simulated annealing-optimal economic well scheduling and placement’, in *SPE annual technical conference and exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

Bellout, M. C. (2014) *Joint Optimization of Well Placement and Controls for Petroleum Field Development*. Thesis for the degree of Philosophiae Doctor, NTNU.

Bilionis, I. and Zabararas, N. (2016) ‘Bayesian uncertainty propagation using Gaussian processes’, *Handbook of uncertainty quantification*, pp. 1–45.

Bittencourt, A. C. and Horne, R. N. (1997) ‘Reservoir development and design optimization’, in

*SPE annual technical conference and exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

Bond, D. *et al.* (2018) *The Imperial College Lectures in PETROLEUM ENGINEERING, Topics in Reservoir Management*. World Scientific Publishing Europe Ltd. 57. doi: 10.1016/0016-7142(77)90036-9.

Bouzarkouna, Z., Ding, D. Y. and Auger, A. (2012) ‘Well placement optimization with the covariance matrix adaptation evolution strategy and meta-models’, *Computational Geosciences*. Springer, 16(1), pp. 75–92.

BP (2020) *Statistical Review of World Energy globally consistent data on world energy markets ., Statistical Review of World Energy*.

Broomhead, D. S. and Lowe, D. (1988) *Radial basis functions, multi-variable functional interpolation and adaptive networks*. Royal Signals and Radar Establishment Malvern (United Kingdom).

Castiñeira, D., Alpak, F. O. and Hohl, D. (2009) ‘Automatic Well Placement Optimization in a Channelized Turbidite Reservoir Using Adjoint Based Sensitivities’, *SPE Reservoir Simulation Symposium, The Woodlands, Texas, USA, 2–4 February*. SPE 119156, pp. 1–9. doi: 10.2118/119156-MS.

Cauchy, A. (1847) ‘Méthode générale pour la résolution des systemes d’équations simultanées’, *Comp. Rend. Sci. Paris*, 25(1847), pp. 536–538.

Centilmen, A., Ertekin, T. and Grader, A. S. (1999) ‘Applications of neural networks in multiwell field development’, in *SPE annual technical conference and exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

Chang, Y., Bouzarkouna, Z. and Devegowda, D. (2015) ‘Multi-objective optimization for rapid and robust optimal oilfield development under geological uncertainty’, *Computational Geosciences*, 19(4), pp. 933–950. doi: 10.1007/s10596-015-9507-6.

Chen, H. *et al.* (2017) ‘Well placement optimization using an analytical formula-based objective function and cat swarm optimization algorithm’, *Journal of Petroleum Science and Engineering*. Elsevier Ltd, 157(July), pp. 1067–1083. doi: 10.1016/j.petrol.2017.08.024.

Cheng, C. Bin, Shih, H. S. and Lee, E. S. (2019) *Metaheuristics for multi-level optimization*,

*Studies in Fuzziness and Soft Computing*. doi: 10.1007/978-3-319-92525-7\_8.

Coloni, A., Dorigo, M. and Maniezzo, V. (1992) ‘Distributed optimization by ant colonies’, in *Proceedings of the first European conference on artificial life*. Cambridge, MA, pp. 134–142.

Computer\_Modelling\_Group\_LTD (2021) *Reservoir Simulation Software*. Available at: <https://www.cmgl.ca/> (Accessed: 2 March 2021).

Cortes, C. and Vapnik, V. (1995) ‘Support-vector networks’, *Machine learning*. Springer, 20(3), pp. 273–297.

Darcy, H. P. G. (1856) *Les Fontaines publiques de la ville de Dijon. Exposition et application des principes à suivre et des formules à employer dans les questions de distribution d’eau, etc.* V. Dalamont.

Delorme, M. (2015) *Ecoulements en milieux fracturés: vers une intégration des approches discrètes et continues*. DOCTORAT DE L’UNIVERSITÉ DE TOULOUSE.

Ding, D. Y., Wu, Y. S. and Jeannin, L. (2014) ‘Efficient simulation of hydraulic fractured wells in unconventional reservoirs’, *Journal of Petroleum Science and Engineering*. Elsevier, 122, pp. 631–642.

Douglas Jr, J., Peaceman, D. W. and Rachford Jr, H. H. (1959) ‘A method for calculating multi-dimensional immiscible displacement’. Society of Petroleum Engineers.

Eberhart, R. and Kennedy, J. (1995) ‘Particle swarm optimization’, in *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks*. Citeseer, pp. 1942–1948.

Emerick, A. A. *et al.* (2009) ‘Well placement optimization using a genetic algorithm with nonlinear constraints’, in *SPE reservoir simulation symposium*. Society of Petroleum Engineers.

Ermoliev, Y. M. and Wets, R.-B. (1988) *Numerical techniques for stochastic optimization*. Springer-Verlag.

Eymard, R., Gallouët, T. and Herbin, R. (2000) ‘Finite volume methods’, *Handbook of numerical analysis*. Elsevier, 7, pp. 713–1018.

Farmer, C. L., Fowkes, J. M. and Gould, N. I. M. (2010) ‘Optimal well placement’, in *ECMOR XII-12th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery*. European Association of Geoscientists & Engineers, p. cp-163.

## BIBLIOGRAPHIE

---

Farshi, M. M. (2008) *Improving genetic algorithms for optimum well placement*. Stanford University Stanford, CA.

Fetel, E. (2007) 'Quantification des incertitudes liées aux simulations d'écoulement dans un réservoir pétrolier à l'aide de surfaces de réponse non linéaires'. Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine.

Fogel, L. J. (1999) *Intelligence through simulated evolution: forty years of evolutionary programming*. John Wiley & Sons, Inc.

Forrester, A. I. J. and Keane, A. J. (2009) 'Recent advances in surrogate-based optimization', *Progress in Aerospace Sciences*, 45(1–3), pp. 50–79. doi: 10.1016/j.paerosci.2008.11.001.

Forrester, A. I. J., Sobester, A. and Keane, A. J. (2008) *Engineering Design via Surrogate Models*. first edit. Southampton: John Wiley & Sons Ltd. Registered. doi: 10.1002/9780470770801.

Fournon, A. *et al.* (2013) 'A continuum voxel approach to model flow in 3D fault networks: A new way to obtain up-scaled hydraulic conductivity tensors of grid cells', *Journal of hydrology*. Elsevier, 493, pp. 68–80.

Friedman, J. H. (1991) 'Multivariate adaptive regression splines', *The annals of statistics*. Institute of Mathematical Statistics, 19(1), pp. 1–67.

Gen, M. and Cheng, R. (1999) *Genetic algorithms and engineering optimization*. John Wiley & Sons.

Gilman, J. R. and Ozgen, C. (2013) *Reservoir simulation: history matching and forecasting*. Society of Petroleum Engineers Richardson, TX.

Gong, B. *et al.* (2011) 'Detailed modeling of the complex fracture network and near-well effects of shale gas reservoirs', in *SPE Middle East Unconventional Gas Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

Gong, B. and Qin, G. (2012) 'A HYBRID UPSCALING PROCEDURE FOR MODELING OF FLUID FLOW IN FRACTURED SUBSURFACE FORMATIONS.', *International Journal of Numerical Analysis & Modeling*, 9(3).

Güyagüler, B. *et al.* (2002) 'Optimization of well placement in a Gulf of Mexico waterflooding project', *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*. OnePetro, 5(03), pp. 229–236.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- Halton, J. H. (1964) 'Algorithm 247: Radical-inverse quasi-random point sequence', *Communications of the ACM*, 7(12), pp. 701–702. doi: 10.1145/355588.365104.
- Handels, M. *et al.* (2007) 'Adjoint-based well-placement optimization under production constraints', in *SPE reservoir simulation symposium*. Society of Petroleum Engineers.
- Hestenes, M. R. and Stiefel, E. (1952) *Methods of conjugate gradients for solving linear systems*. NBS Washington, DC.
- Holland, J. H. (1975) 'Adaptation in natural and artificial systems Ann Arbor', *The University of Michigan Press*, 1, p. 975.
- Hooke, R. and Jeeves, T. A. (1961) 'Direct Search' Solution of Numerical and Statistical Problems', *Journal of the ACM (JACM)*. ACM, 8(2), pp. 212–229. doi: 10.1145/321062.321069.
- Hopfield, J. J. (1982) 'Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities', *Proceedings of the national academy of sciences*. National Acad Sciences, 79(8), pp. 2554–2558.
- Jamshidnezhad, M. (2015) *Experimental Design in Petroleum Reservoir Studies*, Elsevier Inc. Gulf Professional Publishing. doi: 10.1016/C2014-0-04184-6.
- Jang, J. R. (1993) 'ANFIS : Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System', *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3). doi: 10.1109/21.256541.
- Jerbi, C. (2016) *Simulation des transferts diphasiques en réservoir fracturé par une approche hiérarchique*. Doctorat en Hydrologie. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI,.
- Jesmani, M. *et al.* (2015) 'Particle Swarm Optimization Algorithm for Optimum Well Placement Subject to Realistic Field Development Constraints', *SPE Reservoir Characterisation and Simulation Conference and Exhibition, 14–16 September. Abu Dhabi. SPE-175590-MS*, p. 20. doi: 10.2118/175590-MS.
- Jones, D. R. (2001) 'A Taxonomy of Global Optimization Methods Based on Response Surfaces', *Journal of Global Optimization*, 21, pp. 345–383. doi: 10.1023/A:1012771025575.
- Jones, D. R., Schonlau, M. and Welch, W. J. (1998) 'Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions', *Journal of Global Optimization*, 13, pp. 455–492. doi: 10.1023/a:1008306431147.

## BIBLIOGRAPHIE

---

Jorand, C. (2007) *Modélisation expérimentale de la fracturation d'un milieu sédimentaire*. thèse de doctorat, Sciences de la Terre. Université Nice Sophia Antipolis.

Karimi-Fard, M. (2004) 'Growing region technique applied to grid generation of complex fractured porous media', in *ECMOR IX-9th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery*.

Khoshnevisan, B. *et al.* (2014) 'Development of an intelligent system based on ANFIS for predicting wheat grain yield on the basis of energy inputs', *Information Processing in Agriculture*. China Agricultural University, 1(1), pp. 14–22. doi: 10.1016/j.inpa.2014.04.001.

Kleijnen, J. P. C. (2015) *Design and Analysis of Simulation Experiments*. 2nd edn, *Journal of Chemical Information and Modeling*. 2nd edn. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.

Koza, J. R. and Koza, J. R. (1992) *Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection*. MIT press.

Koziel, S. and Leifsson, L. (2013) *Surrogate-Based Modeling and Optimization*. Springer. doi: 10.1007/978-1-4614-7551-4.

Kriat, M. A. (2015) *Evaluation du processus d'injection WAG miscible au niveau du champ EKT d'ElMerk-bassin de berkine*. Available at: <http://dlibrary.univ-boumerdes.dz:8080/handle/123456789/2748>.

Krige, D. G. (1951) 'A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand', *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*. Southern African Institute of Mining and Metallurgy, 52(6), pp. 119–139.

Kumar, M. and Garg, D. P. (2004) 'Neural Network Based Intelligent Learning of Fuzzy Logic Controller Parameters', in *ASME 2004 International Mechanical Engineering Congress and Exposition*. American Society of Mechanical Engineers, pp. 625–634.

Lagrange, J.-L. (1826) *Traité de la résolution des équations numériques de tous les degrés, avec des notes sur plusieurs points de la théorie des équations algébriques*. 3rd edn. Bachelier.

Landereau, P., Noetinger, B. and Quintard, M. (2001) 'Quasi-steady two-equation models for diffusive transport in fractured porous media: large-scale properties for densely fractured systems', *Advances in Water Resources*. Elsevier, 24(8), pp. 863–876.

Levenberg, K. (1944) 'A method for the solution of certain non-linear problems in least squares',



*Quarterly of applied mathematics*, 2(2), pp. 164–168.

Lima, R., Abreu, A. C. and Pacheco, M. A. (2015) ‘Optimization of Reservoir Development Plan Using the System OCTOPUS’, *Offshore Technology Conference Brasil*, (October), pp. 27–29.

Loomba, A. K. (2015) *Well Trajectory Optimization*. Master of Science Applied Earth Sciences, University of Campinas. doi: 10.13140/RG.2.1.1684.1205.

Lough, M. F., Lee, S. H. and Kamath, J. (1998) ‘An efficient boundary integral formulation for flow through fractured porous media’, *Journal of Computational Physics*. Elsevier, 143(2), pp. 462–483.

Luu, K. (2018) *Optimisation numérique stochastique évolutionniste: application aux problèmes inverses de tomographie sismique*. Thèse de doctorat en Géosciences et géoingénierie, Paris Sciences et Lettres (ComUE).

Macé, L. (2006) *Caractérisation et modélisation numériques tridimensionnelles des réseaux de fractures naturelles: application au cas des réservoirs*. thèse de doctorat en Geosciences, Institut National Polytechnique de Lorraine.

Maghsoudi, B. (2016) *Study of Closed-loop Reservoir Management and Case Development for Production Optimization using Brugge model* Behrouz Maghsoudi. Masters Thesis in Petroleum Engineering, Norwegian University of Science and Technology (NTNU).

Magnusson, H. (2016) *Development of constraint handling techniques for well placement optimization in Petroleum Field Development*. Masters Thesis in Physics and Mathematics, Norwegian University of Science and Technology NTNU.

Matheron, G. (1963) ‘Principles of geostatistics’, *Economic geology*. Society of Economic Geologists, 58(8), pp. 1246–1266.

Mathworks (2021) *Model-Based Calibration Toolbox*. Available at: <https://www.mathworks.com/products/mbc.html> (Accessed: 2 March 2021).

Matlab (2021) ‘Peaks Function’. Available at: <https://rdrr.io/rforge/pracma/man/peaks.html>.

McCulloch, W. S. and Pitts, W. (1943) ‘A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity’, *The bulletin of mathematical biophysics*. Springer, 5(4), pp. 115–133.

McQuillan, H. (1973) ‘Small-scale fracture density in Asmari Formation of southwest Iran and its

## BIBLIOGRAPHIE

---

relation to bed thickness and structural setting', *AAPG Bulletin*. American Association of Petroleum Geologists, 57(12), pp. 2367–2385. doi: <https://doi.org/10.1306/83D9131C-16C7-11D7-8645000102C1865D>.

Metropolis, N. *et al.* (1953) 'Equation of state calculations by fast computing machines', *The journal of chemical physics*. AIP, 21(6), pp. 1087–1092.

Montes, G., Bartolome, P. and Udias, A. L. (2001) 'The use of genetic algorithms in well placement optimization', in *SPE Latin American and Caribbean petroleum engineering conference*. Society of Petroleum Engineers.

Montgomery, D. C. (2013) *Design and Analysis of Experiments, Technometrics*. WILEY. doi: 10.1198/tech.2006.s372.

Mustapha, H. (2005) *Simulation numérique de l'écoulement dans des milieux fracturés tridimensionnels*. Thèse de doctorat en Informatique, Université de Rennes 1.

Myers, R. H., Montgomery, D. C. and Anderson-Cook, C. M. (2016) *Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments*. John Wiley & Sons.

Naji, H. S. and Hossein, K. (1996) 'A fully implicit, three-dimensional, two-phase, control-volume finite element model for the simulation of naturally fractured reservoirs', in *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference*. Society of Petroleum Engineers.

Nelder, J. A. and Mead, R. (1965) 'A simplex method for function minimization', *The computer journal*. Oxford University Press, 7(4), pp. 308–313.

Nelson, R. (2001) *Geologic analysis of naturally fractured reservoirs*. Elsevier.

Nesvold, R. L., Herring, T. R. and Currie, J. C. (1996) 'Field development optimization using linear programming coupled with reservoir simulation-ekofisk field', in *European Petroleum Conference*. Society of Petroleum Engineers.

Niven, E. B. and Deutsch, C. V (2009) *Proposal for Modeling Naturally Fractured Reservoirs*. CCG alberta Annual Report 11.

Nocedal, J. and Wright, S. J. (2006) 'Calculating Derivatives', *Numerical Optimization*. Springer, pp. 193–219.

Nogueira, P. D. B. and Schiozer, D. J. (2009) 'An efficient methodology of production strategy

optimization based on genetic algorithms’, in *Latin american and caribbean petroleum engineering conference*. Society of Petroleum Engineers.

Onwunali, J. (2006) ‘Optimization of nonconventional well placement using genetic algorithms and statistical proxy’, *MS report, Stanford University*.

Onwunali, J. E. and Durlofsky, L. J. (2010) ‘Application of a particle swarm optimization algorithm for determining optimum well location and type’, *Computational Geosciences*. Springer, 14(1), pp. 183–198.

Pan, Y. and Horne, R. N. (1998) ‘Improved methods for multivariate optimization of field development scheduling and well placement design’, in *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

Powell, M. J. D. (1964) ‘An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives’, *The computer journal*. Oxford University Press, 7(2), pp. 155–162.

Pronzato, L. (2017) ‘Minimax and maximin space-filling designs: some properties and methods for construction’, *Journal de la Société Française de Statistique*, 158(1), pp. 7–36.

Queipo, N. V. *et al.* (2005) ‘Surrogate-based analysis and optimization’, *Progress in Aerospace Sciences*, 41(1), pp. 1–28. doi: 10.1016/j.paerosci.2005.02.001.

Rantala, J. and Koivisto, H. (2002) ‘Optimised Subtractive Clustering for Neuro-Fuzzy Models’, *3rd WSEAS International Conference on Fuzzy Sets and Fuzzy Systems*, 1.

Rasmussen, C. E. and Williams, C. K. I. (2006) *Gaussian processes for machine learning.*, *International journal of neural systems*. doi: 10.1142/S0129065704001899.

Razavi, S., Tolson, B. A. and Burn, D. H. (2012) ‘Review of surrogate modeling in water resources’, *Water Resources Research*, 48(7). doi: 10.1029/2011WR011527.

Rechenberg, I. (1973) ‘Evolutionsstrategie—Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Information’, *Stuttgart-Bad Cannstatt: Friedrich Frommann Verlag*.

Ringrose, P. and Bentley, M. (2016) *Reservoir model design*. Springer.

Roberts, J. and Salzano, G. (1983) *Simulation d’écoulements diphasiques compressibles en milieu poreux*. Rapport de Recherche Inria. Available at: <https://hal.inria.fr/inria-00076307>.

## BIBLIOGRAPHIE

---

Sahimi, M. (2011) *Flow and Transport in Porous Media and Fractured Rock*. WILEY-VCH. doi: 10.1002/9783527636693.

Sanjari, E. and Lay, E. N. (2012) 'Estimation of natural gas compressibility factors using artificial neural network approach', *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. Elsevier B.V, 9, pp. 220–226. doi: 10.1016/j.jngse.2012.07.002.

Sarda, S., Jeannin, L. and Bourbiaux, B. (2001) 'Hydraulic characterization of fractured reservoirs: simulation on discrete fracture models', in *SPE Reservoir Simulation Symposium*. Society of Petroleum Engineers.

Sarma, P. and Chen, W. H. (2008) 'Efficient well placement optimization with gradient-based algorithms and adjoint models', in *Intelligent energy conference and exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

Satter, A. and Iqbal, G. M. (2016a) '15 - Petroleum reservoir simulation: a primer', in Satter, A. and Iqbal, G. M. B. T.-R. E. (eds). Boston: Gulf Professional Publishing, pp. 247–287. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-800219-3.00015-2>.

Satter, A. and Iqbal, G. M. (2016b) '2 - Elements of conventional and unconventional petroleum reservoirs', in Satter, A. and Iqbal, G. M. B. T.-R. E. (eds). Boston: Gulf Professional Publishing, pp. 11–28. doi: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-800219-3.00002-4>.

Scheidt, C. (2006) *Analyse statistique d'expériences simulées: Modélisation adaptative de réponses non-régulières par krigeage et plans d'expériences*. Thèse de doctorat en Mathématiques Appliquées, 'Université Louis Pasteur Strasbourg I.

Schlumberger (2021) *ECLIPSE Industry-Reference Reservoir Simulator*. Available at: <https://www.software.slb.com/products/eclipse> (Accessed: 2 March 2021).

Shu, J. (2005) *Comparison of Various Techniques for Computing Well Index*. Master of science thesis in petroleum engineering, Stanford university.

Sobol', I. M. (1967) 'On the distribution of points in a cube and the approximate evaluation of integrals', *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics*, 7(4), pp. 86–112. doi: 10.1016/0041-5553(67)90144-9.

Tiab, D. *et al.* (2007) 'A Simulation Study of Performance Miscible Displacement in El Gassi Field

## BIBLIOGRAPHIE

---

, Algeria', *SPE/EAGE Reservoir Characterization and Simulation Conference.*, pp. 1–14.

TNavigator (2021) *Rock Flow Dynamics RDF*. Available at: <https://rfdyn.com/tnavigator/>.

UNISIM (2021) *UNISIM-I: Benchmark Case*. Available at: <https://www.unisim.cepetro.unicamp.br/benchmarks/en/unisim-i/overview>.

Vitel, S. (2007) *Méthodes de discrétisation et de changement d'échelle pour les réservoirs fracturés 3D*. Ph. D. thesis, PhD dissertation, Nancy Université, Institut National ....

Wang, C. *et al.* (2014) 'An evaluation of adaptive surrogate modeling based optimization with two benchmark problems', *Environmental Modelling and Software*. Elsevier Ltd, 60, pp. 167–179. doi: 10.1016/j.envsoft.2014.05.026.

Warren, J. E. and Root, P. J. (1963) 'The behavior of naturally fractured reservoirs', *Society of Petroleum Engineers Journal*. Society of Petroleum Engineers, 3(03), pp. 245–255.

Wright, S. and Nocedal, J. (1999) 'Numerical optimization', *Springer Science*, 35(67–68), p. 7.

Wu, Y. S. (2015) *Multiphase Fluid Flow in Porous and Fractured Reservoirs*, *Multiphase Fluid Flow in Porous and Fractured Reservoirs*. doi: 10.1016/C2015-0-00766-3.

Y. Zee Ma and Holditch, S. A. (2015) *Unconventional Oil and Gas Resources Handbook*, *Unconventional Oil and Gas Resources Handbook*. doi: 10.1016/B978-0-12-802238-2.00001-8.

Yeten, B. *et al.* (2005) 'A Comparison Study on Experimental Design and Response Surface Methodologies', in *SPE Reservoir Simulation Symposium*. doi: 10.2118/93347-MS.

Yeten, B., Durlafsky, L. J. and Aziz, K. (2003) 'Optimization of Nonconventional Well Type, Location, and Trajectory', *SPE Journal*, 8(03), pp. 200–210. doi: 10.2118/86880-PA.

Zadeh, L. A. (1965) 'Fuzzy sets', *Information and control*. Elsevier, 8(3), pp. 338–353.

Zadeh, L. A. (1975) 'Fuzzy logic and approximate reasoning', *Synthese*. Springer, 30(3–4), pp. 407–428.

Zarei, F., Daliri, A. and Alizadeh, N. (2008) 'The use of neuro-fuzzy proxy in well placement optimization', in *Intelligent Energy Conference and Exhibition SPE*. Society of Petroleum Engineers.

Zeddouri, A., Hadj-saïd, S. and Laouini, H. (2011) 'Etude de la fracturation des réservoirs

## BIBLIOGRAPHIE

---

cam briens du champ d ' El Gassi , Sud-Est algérien', *Journal of Hydrocarbons Mines and Environmental Research*, 2(2), pp. 78–88.

Zhang, K. *et al.* (2010) 'Optimal well placement using an adjoint gradient', *Journal of Petroleum Science and Engineering*. Elsevier, 73(3–4), pp. 220–226.

# ANNEXE A – PUBLICATION DE LA THESE (ADAPTIVE SURROGATE MODELING WITH EVOLUTIONARY ALGORITHM FOR WELL PLACEMENT OPTIMIZATION IN FRACTURED RESERVOIRS)

Applied Soft Computing Journal 80 (2019) 177–191



Contents lists available at ScienceDirect

Applied Soft Computing Journal

journal homepage: [www.elsevier.com/locate/asoc](http://www.elsevier.com/locate/asoc)

## Adaptive surrogate modeling with evolutionary algorithm for well placement optimization in fractured reservoirs

Kheireddine Redouane<sup>\*</sup>, Noureddine Zeraibi, Menad Nait Amar

Laboratory of Physical Engineering of Hydrocarbons, Faculty of Hydrocarbon and Chemistry, University M'Hamed BOUGARA of Boumerdes, 35000, Algeria



### HIGHLIGHTS

- A new intelligent framework to optimize well placement under field constraints.
- Successful application of the proposed framework for a real well placement project.
- A new hybrid technique for constraint handling is presented.
- Genetic algorithm, sampling design, and surrogate model to enhance the framework.
- Quite satisfactory results of the framework in a fractured unconventional reservoir.

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received 4 May 2018  
 Received in revised form 24 December 2018  
 Accepted 12 March 2019  
 Available online 15 March 2019

#### Keywords:

Adaptive surrogate model  
 Genetic algorithm  
 Reservoir simulation model  
 Space-filling experimental design  
 Well placement optimization

### ABSTRACT

Well placement optimization is a decisive task for the reliable design of field development plans. The use of optimization routines coupled to reservoir simulation models as an automatic tool is a popular practice, which could improve the decision-making process on well placement problems. However, despite the various automatic techniques developed, there is still a lack of robust computer-added optimization tool, which can solve the well placement problem with high accuracy in reasonable time while handling the technical constraints properly. In this paper, a hybrid intelligent system is proposed to deal with a real well placement problem with arbitrary well trajectories, complex model grids, and linear and nonlinear constraints. In this intelligent approach, a Genetic Algorithm (GA) combined with a hybrid constraint-handling strategy is applied in conjunction with a constrained space-filling sampling design, Gaussian Process (GP) surrogate model, and one proposed adaptive sampling routine. This self-adaptive framework allows to consecutively augment the quality of surrogate, enhance the accuracy of the process, and thus guide the optimization rapidly into the optimal solution. To demonstrate the efficiency of the developed method, a full-field reservoir case is considered. This case covers a real well placement project in a fractured unconventional reservoir of El Gassi, which is a mature field located in Hassi-Massoud, Algeria. The obtained results highlighted the effectiveness of the proposed approach for solving the real well placement problem with high accuracy in reasonable CPU-time. These auspicious features make it a reliable tool to be used on other real optimization projects.

© 2019 Elsevier B.V. All rights reserved.

### 1. Introduction

In oil field management, placing wells in the optimal regions of the reservoir and optimizing their lifecycle controls [1,2] are the most efficient methods to maximize oil recovery from both existing and newly discovered hydrocarbons fields while reducing the operating costs subject to different technical and economic constraints. However, reliable determination of the optimal location of wells within a complex and heterogeneous reservoir system is one of the most challenging problems in oil and gas field development planning.

For the complex problem of well placement, developing a general formulation that is a suitable representation of this problem is a crucial task. A reasonable workflow often starts with the definition of the parameters that describe the location and the trajectory of wells within a reservoir grid. These parameters, which are often called decision variables, are used to define the search space and can be classified as discrete or continuous. For the discrete variables, wells are parametrized with the grid blocks indices, (I, J, K) [3,4] while for the continuous variables, wells are parametrized with real-valued parameters [5,6]. After that, the realistic constraints are articulated to create a feasible region in the search space. Such constraints may include inter-well distance, well length, reservoir bound, well orientation [7], and saturation screening [8]. Finally, an objective function is

<sup>\*</sup> Corresponding author.

E-mail address: [kredouane@univ-boumerdes.dz](mailto:kredouane@univ-boumerdes.dz) (K. Redouane).

<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.03.022>  
 1568-4946/© 2019 Elsevier B.V. All rights reserved.

# ANNEXE B – COMMUNICATION DE LA THESE (AUTOMATED OPTIMIZATION OF WELL PLACEMENT VIA ADAPTIVE SPACE-FILLING SURROGATE MODELLING AND EVOLUTIONARY ALGORITHM)



**SPE-193040-MS**

## **Automated Optimization of Well Placement via Adaptive Space-Filling Surrogate Modelling and Evolutionary Algorithm**

Kheireddine Redouane, Nourddine Zeraibi, and Menad Nait Amar, University M'Hamed BOUGARA of Boumerdes

Copyright 2018, Society of Petroleum Engineers

This paper was prepared for presentation at the Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference held in Abu Dhabi, UAE, 12-15 November 2018.

This paper was selected for presentation by an SPE program committee following review of information contained in an abstract submitted by the author(s). Contents of the paper have not been reviewed by the Society of Petroleum Engineers and are subject to correction by the author(s). The material does not necessarily reflect any position of the Society of Petroleum Engineers, its officers, or members. Electronic reproduction, distribution, or storage of any part of this paper without the written consent of the Society of Petroleum Engineers is prohibited. Permission to reproduce in print is restricted to an abstract of not more than 300 words; illustrations may not be copied. The abstract must contain conspicuous acknowledgment of SPE copyright.

---

### **Abstract**

Well placement optimization constitutes a fundamental element in the decision-making process needed for optimizing the field development plans. The use of engineering judgment as well the usual practice of trial and error to solve the challenging problem of well placement may be not sufficient. However, the employment of optimization routines coupled to reservoir simulation models as an automatic aiding tool is a current alternative that could improve the decision-making process. Moreover, despite the successes achieved, automatic optimization strategies still suffer from various drawback such as large computational effort, substantial CPU time consumption due to the expensive simulation model, in addition to the difficulties in handling the realistic field constraints.

In this paper, A hybrid intelligent approach for optimizing well placement under field constraints is presented that use a constrained space-filling experimental design, genetic algorithm (GA), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) surrogate model and one proposed adaptive sampling framework, as its basis for optimization. The hybrid intelligent strategy is initiated by uniformly distributing a limited number of design sites in the constrained search space by space-filling design, then simulations are made to generate a database to fit the ANFIS model. Thereafter, a proposed adaptive sampling routine, which combines an intelligent neighborhood search mechanism with GA is applied to augment the quality of surrogate, enhance the accuracy of the framework, and thus guide the optimization rapidly into the optimal solution.

Via a full-field reservoir case that dealing with a realistic reservoir model based on the Namorado field, Campos basin, Brazil, the proposed technique is assessed against the widely used automatic routines that are known as direct optimization with GA, offline and online surrogate-based optimization approaches. The comparison indicates that the proposed method is more accurate, reliable and efficient than all the other optimization routines presented in this work. The results of this study highlighted the effectiveness of the proposed hybrid approach for solving the real well placement problem with high accuracy in reasonable CPU-time. These auspicious features make it a reliable tool to be used on other real optimization projects.

### **Introduction**

Optimizing the location of well within a complex and heterogeneous reservoir system is one of the biggest problems in reservoir engineering. For this challenging problem, developing a representative formulation