

## RAPPORT DE STAGE DE FIN D'ETUDES

# Amélioration des performances de l'optimisation pour le calage d'historique des champs pétroliers

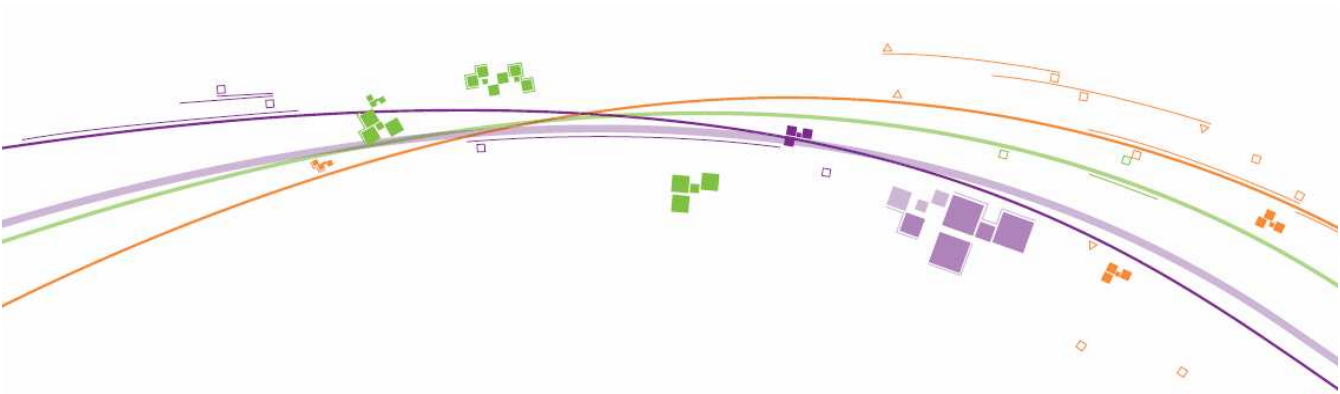


Rédigé par Imène CHETTAB  
Encadrée par Didier DING



*Innover les Énergies*

Institut Français du Pétrole - Direction Géophysique  
1 & 4, avenue de Bois Préau  
92 852 RUEIL MALMAISON Cedex



# Remerciements

---

Ce stage a été réalisé au sein de la direction Ingénierie de Réservoir.

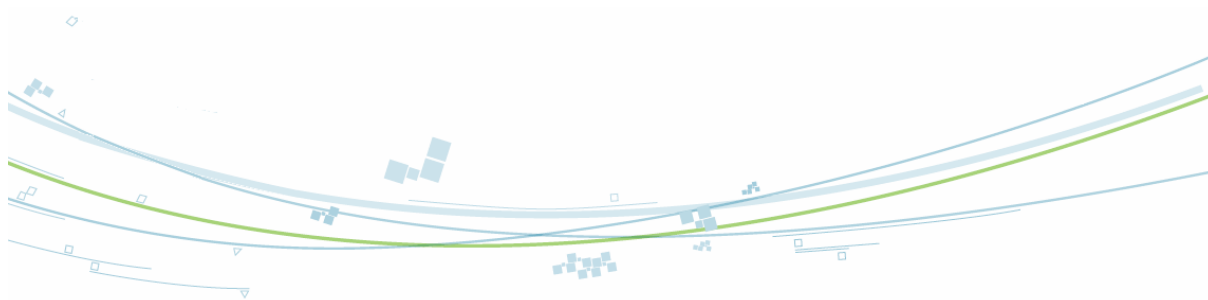
Au terme de ces six mois de stage, je souhaite adresser mes sincères remerciements à Didier DING, pour la confiance qu'il m'a accordée, son aide précieuse, sa grande disponibilité, sa gentillesse et le tout le savoir qu'il m'a transmis.

Je remercie également Frédéric DELBOS, pour l'intérêt porté à mon travail et pour son aide.

C'est aussi l'occasion pour moi de remercier tous mes collègues stagiaires et thésards des départements R03 et R11. Leur amitié et leur bonne humeur ont été d'une aide précieuse tout au long de mon stage.

Je remercie les membres du département « Ingénierie de Réservoir » pour leur accueil et leur sympathie.

Enfin, je remercie mes parents, mes frères ainsi que mes amis qui m'ont toujours soutenu.



# **TABLE DES MATIÈRES**

<b>REMERCIEMENTS</b>	<b>3</b>
<b>INTRODUCTION</b>	<b>7</b>
<b>PRESENTATION DE L'ENTREPRISE</b>	<b>8</b>
1 PRESENTATION DE L'IFP	8
2 CADRE DU STAGE	10
<b>NOTIONS ET DEFINITIONS</b>	<b>11</b>
1 QU'EST CE QU'UN RESERVOIR ?	11
2 POROSITE	12
3 PERMEABILITE	12
<b>SQPAL</b>	<b>14</b>
1 INTRODUCTION	14
2 L'ALGORITHME SQPAL	15
2.1 L'APPROXIMATION DE LA HESSIENNE PAR LA METHODE BFGS	16
2.2 L'APPROXIMATION DE LA HESSIENNE PAR LA METHODE DE GAUSS-NEWTON	16
<b>METHODE DE CALAGE D'HISTORIQUE ASSISTE</b>	<b>18</b>
1 INTRODUCTION	18
2 DECOMPOSITION DE LA FONCTION OBJECTIF	19
3 CALCUL DU GRADIENT	19
3.1 TABLEAU DES PERTURBATIONS	19
3.2 CALCUL DU GRADIENT	21
<b>RESULTATS NUMERIQUES</b>	<b>24</b>
1 EXEMPLE DE VALIDATION : 4 Puits PRODUCTEURS	24
1.1 PLANIFICATION DES PERTURBATIONS	25
1.2 RESULTATS DE LA SIMULATION	25
2 EXEMPLE DE VALIDATION : 4 Puits PRODUCTEURS AVEC LA METHODE DE DEFORMATION GRADUELLE	28

2.1 RAPPEL DE LA METHODE DE DEFORMATION GRADUELLE	28
2.2 RESULTATS DE LA SIMULATION	28
<b>3 OPTIMISATION DES SKINS POUR UN CAS DE 25 PUITES</b>	<b>30</b>
3.1 PLANIFICATION DES PERTURBATIONS	32
3.2 RESULTATS DE LA SIMULATION	34
3.3 ETUDE DE QUELQUES PUITES	41
<b>4 CAS 25 PUITES AVEC DEFORMATION GRADUELLE</b>	<b>42</b>
4.1 DEFINITION DES ZONES	42
4.2 RESULTATS DE LA SIMULATION	43
<b>5 OPTIMISATION DES SKINS POUR UN CAS DE 400 PUITES</b>	<b>51</b>
5.1 FONCTION OBJECTIF	52
5.2 ETUDE DE QUELQUES PUITES	53
<b>6 CAS 400 PUITES EN DEFORMATION GRADUELLE</b>	<b>54</b>
6.1 FONCTION OBJECTIF	54
6.2 ETUDE DE QUELQUES PUITES	55
<b>CONCLUSION ET PERSPECTIVES</b>	<b>57</b>
<b>REFERENCES</b>	<b>59</b>

# Introduction

---

Le calage d'historique constitue une phase très importante dans l'étude des réservoirs. L'objectif est de construire un modèle qui comprend toutes les données disponibles pour réduire les incertitudes sur la fiabilité des prévisions de la production. Le modèle doit à cet effet non seulement reproduire des données de production par simulation numérique, mais il doit aussi être compatible avec les connaissances géologiques du réservoir.

Le calage d'historique puits par puits des données de production sur un champ mature est généralement un processus long et fastidieux, qui nécessite aussi beaucoup d'efforts et d'expertise des ingénieurs de réservoir.

Les techniques de calage d'historique assisté, développées récemment, permettent d'aider les ingénieurs de réservoir à améliorer l'efficacité du calage, car plusieurs paramètres du modèle peuvent être traités simultanément en utilisant un algorithme d'optimisation, qui consiste à minimiser les écarts entre résultats de simulation et données de production en ajustant certains paramètres du modèle. Dans ce problème inverse, l'évaluation de la fonction objectif, qui fait appel à des simulations numériques d'écoulements, est en général très coûteuse en temps de calcul. On cherche donc à minimiser le nombre de simulations dans les méthodes de calage pour accroître leur efficacité.

Dans ce projet, nous proposons d'étudier les méthodologies permettant de définir une stratégie optimale de paramétrisation du modèle, afin d'améliorer l'efficacité de la procédure d'inversion. En particulier, nous allons étudier des méthodologies d'accélération de la convergence de la méthode du gradient, en minimisant le nombre d'évaluations de la fonction objectif dans le calcul des gradients numériques.

Dans cette nouvelle approche proposée, la fonction objectif est décomposée en plusieurs termes locaux. Dans une première étape, nous identifions les relations entre les paramètres à optimiser et chaque fonction objectif locale. Ainsi, nous pouvons calculer les dérivées numériques avec un ensemble réduit de perturbations des paramètres de calage. Cette approche nous permet donc de réduire significativement le nombre d'évaluations de la fonction objectif dans les calages d'historique et d'améliorer la performance des méthodes d'optimisation.

Dans ce projet nous modifierons certaines fonctions codées dans le programme SQPAL pour prendre en compte notre méthode.

# Présentation de l'entreprise

---

## 1 Présentation de l'IFP

Croissance de la demande mondiale en énergie, plafonnement progressif de la production pétrolière et gazière, contraintes environnementales et difficile substitution massive et rapide dans les domaines du transport et de la pétrochimie sont autant de facteurs qui vont façonner le paysage énergétique de demain.

Dans ce contexte, il est essentiel de concevoir dès à présent les technologies permettant d'optimiser l'utilisation des hydrocarbures tout en développant de nouvelles solutions destinées à prendre progressivement le relais.

### Sa mission

L'IFP est un organisme public de recherche et de formation, à l'expertise internationalement reconnue, dont la mission est de développer les énergies du transport du XXI<sup>e</sup> siècle. Il apporte aux acteurs publics et à l'industrie des solutions innovantes pour une transition maîtrisée vers les énergies et matériaux de demain, plus performants, plus économiques, plus propres et durables.

L'IFP assure le transfert entre recherche fondamentale, recherche appliquée et développement industriel. Son financement est assuré à la fois par le budget de l'Etat et par des ressources propres, provenant de partenaires privés français et étrangers.

Pour remplir sa mission, l'IFP poursuit 5 objectifs stratégiques complémentaires :

- **Repousser les limites du possible dans l'exploration et la production du pétrole et du gaz** : Parce que l'exploration des hydrocarbures s'est faite jusqu'alors sur les sites les plus faciles d'accès, l'IFP invente et fournit les technologies qui permettront d'aller là où l'on ne va pas aujourd'hui : plus loin, plus profondément, plus efficacement, plus longtemps.
- **Transformer le maximum de matière première en énergie du transport** : À partir d'un savoir-faire reconnu en procédés propres de raffinage et pétrochimie, l'IFP développe les technologies qui permettent de produire davantage de carburants et de matériaux de synthèse respectueux de l'environnement.
- **Diversifier les sources de carburants** : Pour limiter la dépendance du secteur des transports au pétrole, l'IFP travaille sur la transformation de la biomasse, du gaz et du charbon pour mettre au point les carburants de demain, tels les biocarburants, et étudie les solutions à plus long terme comme l'hydrogène.



- **Développer des véhicules propres et économes en carburant** : À partir d'une expérience pointue en motorisation, acquise en partenariat avec les plus grands constructeurs automobiles, l'IFP conçoit et finalise les solutions technologiques pour réduire toujours plus la consommation des véhicules et limiter au maximum leur impact sur l'environnement.
- **Capter et stocker le CO2 pour lutter contre l'effet de serre** : Parce que les émissions de CO2 sont principalement liées à l'utilisation d'énergie, il est indispensable, au-delà de l'effort pour les réduire, de capter le CO2 là où c'est possible, c'est-à-dire principalement sur les sites industriels. L'IFP développe les procédés de captage, transport et stockage dans le sous-sol qui permettront d'éviter tout rejet dans l'air.

## Les moyens

Représentant plus de 50 métiers, de l'ingénieur géologue à l'ingénieur motoriste, les 1735 collaborateurs de l'IFP, basés à Rueil-Malmaison et à Lyon, constituent un ensemble unique de spécialistes et un réseau d'expertises sans équivalent. Ils disposent pour mener à bien leurs recherches, d'un environnement technique de très haut niveau tant en équipements qu'en moyens d'essais.

## La formation

Partie intégrante de l'IFP, l'Ecole du pétrole et des moteurs propose, en réponse aux besoins des industriels, des formations complémentaires de 3ème cycle à de jeunes ingénieurs. La qualité de ses enseignements, l'importance et la diversité de ses partenariats universitaires et industriels en font un acteur international de premier plan. Chaque année, elle délivre plus de 500 étudiants issus du monde entier et les prépare à relever le défi des énergies du futur.

## La valorisation

Au service du progrès, l'IFP favorise le passage de l'invention à l'innovation, du brevet au produit, de la recherche à l'industrie. Depuis sa création, l'IFP est ainsi un acteur majeur du développement industriel, avec plus de 12 000 brevets.

Dès l'origine, l'IFP s'est engagé dans la voie de la valorisation industrielle des résultats de ses recherches, en soutenant la création d'une trentaine d'entreprises devenues fortement créatrices d'emplois et exportatrices. Au cœur de la politique de transfert des innovations vers le marché, ces entreprises opèrent dans l'ensemble des domaines de recherche couverts par l'IFP : aussi bien dans la recherche pétrolière, le conseil et l'ingénierie, en passant par la fourniture de produits, d'équipements et de services, que dans les nouvelles technologies de l'énergie (NTE).

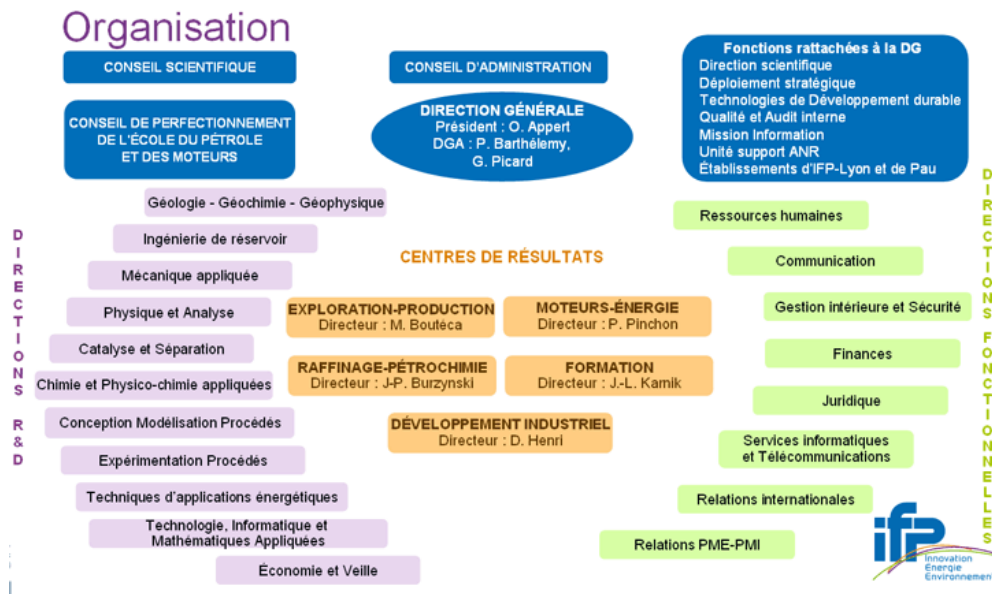


Figure 1: Organisation de l'IFP par département

## 2 Cadre du stage

Mon stage ingénieur de fin d'études s'est déroulé au sein de la direction « Ingénierie de Réservoir » dans le département « Simulation des écoulements et Transfert en milieux poreux ». J'étais encadrée par Mr Didier DING.

### Direction Ingénierie de réservoir

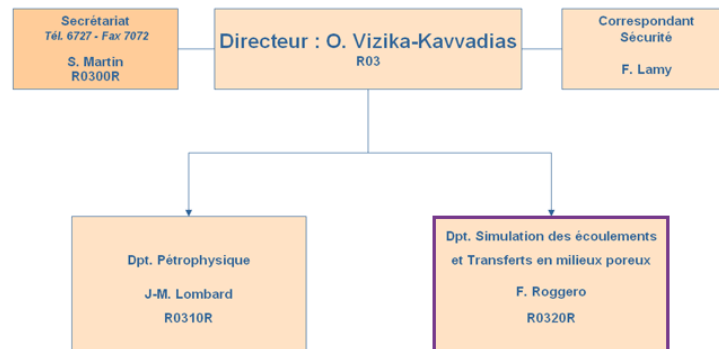


Figure 2: Organisation de la direction Ingénierie de Réservoir

# Notions et Définitions

Afin de mieux aborder et comprendre le sujet du projet, il est utile pour le lecteur de se remémorer ou de prendre connaissance de certaines définitions et notions du milieu pétrolier.

## 1 Qu'est ce qu'un Réservoir ?

Un réservoir pétrolier est une formation du sous-sol, constituée de roches poreuses et perméables, contenant des hydrocarbures (huile et/ou gaz), limitée par une couverture imperméable et éventuellement contenant un aquifère à sa base. Ce qui, ici, est appelé huile est communément nommé pétrole.

Voici un schéma représentant une coupe d'un réservoir d'huile :

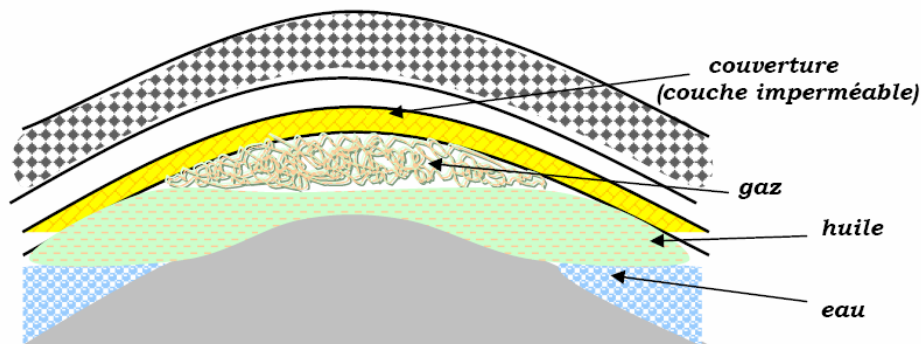


Figure 3: Coupe d'un Réservoir

Ainsi, un réservoir pétrolier contient de l'huile, de l'eau et du gaz piégé dans de la roche poreuse et est limité dans sa partie supérieure par une couche imperméable.

Un gisement est constitué d'un ou de plusieurs réservoirs superposés ou proches latéralement. Certains gisements sont constitués de plusieurs dizaines ou même de plusieurs centaines de réservoirs. On les appelle des "multicouches".

L'objectif de la compagnie qui exploite des réservoirs pétroliers est de récupérer le plus d'huile ou de gaz - si ces gaz présentent un intérêt - possible, tout en diminuant au maximum les coûts de production et en évitant bien sûr des dégâts écologiques.

## 2 Porosité

Une roche poreuse est constituée de grains entre lesquels il existe des espaces de dimension très faible (de l'ordre du micromètre- $\mu\text{m}$ ), appelés pores, qui permettent le passage de liquides ou de gaz.

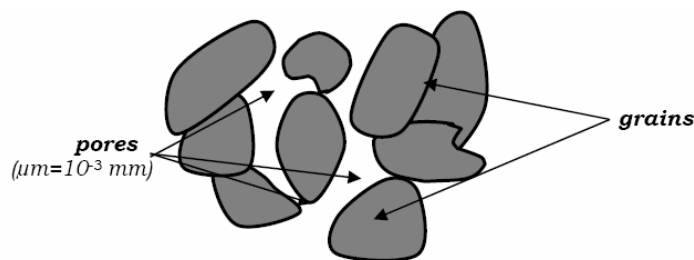


Figure 4: Echantillon de milieu poreux

Considérons un échantillon de roche. Son volume apparent, ou volume total  $V_{Total}$ , est constitué d'un volume solide  $V_s$  et d'un volume de pores  $V_{Pores}$ . On appelle porosité  $\phi$  :

$$\phi = \frac{V_{Pores}}{V_{Total}} \quad \text{exprimée en \%}$$

On dit souvent que la porosité est:

- faible si  $\phi < 5\%$
- médiocre si  $5\% < \phi < 10\%$
- moyenne si  $10\% < \phi < 20\%$
- bonne si  $20\% < \phi < 30\%$
- excellente si  $\phi > 30\%$

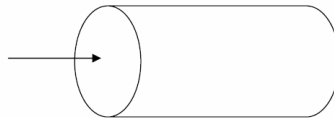
## 3 Perméabilité

En cour d'exploitation, les fluides circulent dans les pores des roches avec plus ou moins de facilité, suivant les caractéristiques du milieu poreux.

La perméabilité intrinsèque ou absolue d'une roche est l'aptitude de cette roche à laisser circuler à travers ses pores un fluide dont elle est saturée. Elle peut être chiffrée grâce à la loi de Darcy, loi expérimentale (Henry Darcy, 1856).

Considérons un échantillon de longueur  $dx$  et de section  $A$ , saturé d'un fluide de viscosité dynamique  $\mu$ , traversé horizontalement par un débit  $Q$  (mesuré dans les conditions de la tranche  $dx$ ); en régime permanent, la pression en amont est  $P$ , la pression en aval est  $P-dP$ . L'étanchéité est faite sur les faces latérales. S'il n'y a pas de réaction du fluide avec la roche, ce qui est le cas général, on a:

$$Q = A \times \frac{k}{\mu} \times \frac{dP}{dx} \quad \text{loi de Darcy}$$



La perméabilité  $k$  s'exprime en  $\text{m}^2$ .  $1 \text{ Darcy} = 0,97 \cdot 10^{-12} \text{ m}^2$ .

La gamme des perméabilités rencontrées est très étendue; elle varie depuis 0,1 mD jusqu'à plus de 10 D. On peut employer les termes suivants pour spécifier la valeur de la perméabilité:

- $< 1 \text{ mD}$  : très faible
- $1 \text{ à } 10 \text{ mD}$  : faible
- $10 \text{ à } 50 \text{ mD}$  : médiocre
- $50 \text{ à } 200 \text{ mD}$  : moyenne
- $200 \text{ à } 500 \text{ mD}$  : bonne
- $> 500 \text{ mD}$  : excellente

# SQPAL

---

## 1 Introduction

Les problèmes d'optimisation sont rencontrés dans de nombreuses applications de l'IFP, telle la caractérisation des réservoirs pour la prévision de la production de champs pétroliers à partir de données de production telles que la pression, production d'huile, d'eau...

Beaucoup d'entre eux sont des problèmes non linéaires et généralement très coûteux en temps de calcul. La taille de ces problèmes est de l'ordre de 100 paramètres. De plus, ces problèmes d'optimisation sont souvent soumis à des contraintes d'égalité et d'inégalité. Pour les résoudre, l'IFP développe le logiciel SQPAL basé sur l'algorithme SQP (Sequential Quadratic Programming) [1].

L'approche SQP est l'une des méthodes les plus efficaces pour la résolution de problèmes d'optimisation non linéaires avec contraintes d'égalité et d'inégalité non linéaires du type :

$$\min_{x \in \Omega} f(x) \text{ avec les contraintes } c_E(x) = 0, c_I(x) \leq 0. \quad (1)$$

avec  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  définie sur un domaine ouvert,  $c_E(x)$  et  $c_I(x)$  sont respectivement les vecteurs de contraintes d'égalité et d'inégalité.

Définissons l'ensemble :

$$X = \{x \in \Omega : c_E(x) = 0, c_I(x) \leq 0\}$$

et nous supposons que  $f$ ,  $c_E$  et  $c_I$  sont des fonctions différentiables.

SQPAL (Solving the tangential Quadratic Problem by an Augmented Lagrangian method) est un algorithme développé pour la résolution de problèmes d'optimisation non linéaires du type (1) avec la méthode du Lagrangien augmenté.

## 2 L'algorithme SQPAL

Nous définissons la fonction de Lagrange pour les problèmes d'optimisation avec contraintes du type (I) :

$$L(x, \lambda) = f(x) + \lambda_E c_E(x) + \lambda_I c_I(x),$$

où  $\lambda^T = (\lambda_E^T, \lambda_I^T)$  est le vecteur des multiplicateurs de Lagrange.

On suppose que les contraintes sont qualifiées pour une solution  $x^* \in X$ , alors il existe un vecteur de multiplicateurs de Lagrange  $\lambda^* \in R^m$  tel que

$$\begin{aligned} \nabla_x L(x^*, \lambda^*) &= 0 \\ c_E(x^*) &= 0 \\ c_I(x^*) &\leq 0 \\ (\lambda^*)_I &\geq 0 \\ (\lambda^*)_I c_I(x^*) &= 0, \end{aligned} \tag{2}$$

où  $\nabla_x L(x^*, \lambda^*) = \nabla f(x^*) + A(x^*)^T \lambda^*$ ,

et on note  $A(x)$  la matrice jacobienne des contraintes.

Le problème d'optimisation résolu dans SQPAL est finalement de la forme :

$$\begin{aligned} \min_d \nabla f(x_k)^T d_k + \frac{1}{2} d_k^T \nabla_{xx}^2 L(x_k, \lambda_k) d_k \\ c_E(x_k) + A_E(x_k) d_k &= 0 \\ c_I(x_k) + A_I(x_k) d_k &\leq 0 \end{aligned}$$

$$x_{k+1} = x_k + d_k$$

$$\lambda_{k+1} = \lambda_k + \mu_k$$

L'algorithme repose sur deux choses : la connaissance du gradient de la fonction objectif  $\nabla f(x_k)$  et l'approximation de la matrice Hessienne  $\nabla_{xx}^2 L(x_k, \lambda_k)$ .

- Pour le calcul de  $\nabla f(x)$ , la méthode des différences finies est utilisée pour approximer les dérivées partielles  $\partial f / \partial x_j$  :

$$\frac{\partial f}{\partial x_j} = \frac{f(x + h_j e_j) - f(x)}{h_j}, \text{ (différences-finies amont)}$$

ou

$$\frac{\partial f}{\partial x_j} = \frac{f(x + h_j e_j) - f(x - h_j e_j)}{2h_j} \text{ (différences-finies centrées)}$$

où

$h_j$  le pas du paramètre de perturbation,  $j$  est l'indice du paramètre et  $e_j$  est un vecteur unitaire qui vaut 1 dans la direction de  $j$  et 0 dans d'autres directions.

- Pour l'approximation de la Hessienne, deux techniques implémentées et utilisées dans SQPAL:
  - la méthode de BFGS
  - la méthode de Gauss-Newton

## 2.1 L'approximation de la Hessienne par la méthode BFGS

La méthode BFGS repose sur le choix de l'approximation de la matrice  $\nabla_{xx}^2 L(x_k, \lambda_k)$ . En effet, la matrice contient des dérivées secondes de la fonction objectif et des contraintes, ce qui n'est pas facile à calculer. C'est pour cela que l'on approxime la Hessienne de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \min_d \quad & \nabla f(x_k)^T d_k + \frac{1}{2} d_k^T H_k d_k \\ & c_E(x_k) + A_E(x_k) d_k = 0 \\ & c_I(x_k) + A_I(x_k) d_k \leq 0 \end{aligned}$$

Posons  $\delta_k = x_{k+1} - x_k$  et  $\gamma_k = \nabla_x L(x_{k+1}, \lambda_{k+1}) - \nabla_x L(x_k, \lambda_k)$

$$H_{k+1} = H_k + \frac{\gamma_k \gamma_k^T}{\gamma_k^T \delta_k} - \frac{H_k \delta_k \delta_k^T H_k^T}{\delta_k^T H_k^T \delta_k}$$

$H_0$  peut être la matrice identité.

Ceci assure à chaque étape que  $H_{k+1} \delta_k = \gamma_k$  et que  $H_{k+1}$  est symétrique définie positive si  $H_k$  l'est.

## 2.2 L'approximation de la Hessienne par la méthode de Gauss-Newton

Supposons que la fonction objectif s'écrive maintenant sous la forme :



$$f(x) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l r_j^2(x)$$

où  $l$  est le nombre de mesures

$r_j$  est une fonction régulière de  $R^n$  dans  $R$  avec  $n \leq l$ .

On définit  $r$  de la façon suivante:

$$r(x) = (r_1(x), r_2(x), \dots, r_l(x))^T$$

Les dérivées de  $f(x)$  peuvent s'exprimer en fonction de la Jacobienne de  $r(x)$  qui est définie par

$$J(x) = \left[ \frac{\partial r_i}{\partial x_j} \right], \quad j \in [1, \dots, l], i \in [1, \dots, M] \text{ où } M \text{ est le nombre de paramètres.}$$

Nous avons :

$$\nabla f(x) = \sum_{j=1}^l r_j(x) \nabla r_j(x) = J(x)^T r(x),$$

$$\begin{aligned} \nabla^2 f(x) &= \sum_{j=1}^l \nabla r_j(x) \nabla r_j(x) + \sum_{j=1}^l r_j(x) \nabla^2 r_j(x) \\ &= J(x)^T J(x) + \sum_{j=1}^l r_j(x) \nabla^2 r_j(x). \end{aligned}$$

Le second terme est négligeable. En effet le résidu  $r_j(x)$  est petit alors  $\nabla^2 r_j(x)$  est très petit.

Pour ce cas, la matrice hessienne est approchée par :

$$H(x) \approx J(x)^T J(x)$$

Dans les deux cas (BFGS ou Gauss-Newton), nous avons besoin d'un calcul du gradient de la fonction objectif  $f$ . C'est l'objectif de ce qui suit.

# Méthode de calage d'historique assisté

## 1 Introduction

Les techniques de calage d'historique assisté sont largement utilisées dans l'industrie pétrolière pour caractériser le réservoir en intégrant les données de puits et les données sismiques. Dans le calage historique, on définit d'abord une fonction objectif qui mesure les écarts entre les données observées et les données simulées, telles que la production d'huile, la production d'eau d'un ou plusieurs puits ou les impédances sismiques dans une ou plusieurs régions. On choisit aussi des paramètres à optimiser tels que les perméabilités, les porosités, les skins des puits, les connections des failles, etc. Les paramètres peuvent être liés aux régions géométriques comme les perméabilités ou porosités autour d'un ou de plusieurs puits.

La fonction objectif est généralement définie sous la forme suivante:

$$F(\lambda) = \sum_{i=1}^{N_w} \omega_i^p (P_i^{obs} - P_i(\lambda))^T (P_i^{obs} - P_i(\lambda)) + \sum_{i=1}^{N_s} \omega_i^s (S_i^{obs} - S_i(\lambda))^T (S_i^{obs} - S_i(\lambda))$$

où  $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$  les paramètres d'optimisation,

$P$  les données des puits avec  $N_w$  le nombre de puits,

$S$  les données sismiques avec  $N_s$  le nombre de régions.

$\omega$  les poids ( $\omega > 0$ )

Nous cherchons à minimiser la fonction objectif  $F$  :

$$\min_{\lambda} F(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$$

La méthode du gradient qui nécessite un calcul des dérivées est généralement utilisée pour optimiser cette fonction objectif. A l'IFP, on utilise SQPAL.

Dans le cas général, il faut  $M$  perturbations ( $M + 1$  simulations pour calculer toutes les dérivées), ce qui peut être **très coûteux en temps CPU s'il y a un grand nombre de paramètres. Il est donc important de réduire le nombre de simulations.**

## 2 Décomposition de la fonction objectif

Comme dans de nombreux problèmes de réservoir, la fonction objectif peut être décomposée en plusieurs termes (ou fonctions objectifs locales) liés aux puits ou aux zones sismiques, la fonction objectif  $F$  peut s'écrire de la façon suivante :

$$F(\lambda_1, \dots, \lambda_M) = \sum_{i=1}^N F_i(\lambda_1, \dots, \lambda_M)$$

avec  $N$  le nombre de fonctions objectifs locales.

Pour certains cas, la composante locale  $F_i$  ne dépend que d'une partie des paramètres (les influences des autres paramètres sont négligeables).

L'étude de sensibilité ou la connaissance des réservoirs nous permet d'évaluer la dépendance de  $F_i$  par rapport aux paramètres. Nous supposons que la composante  $F_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) ne dépend que de  $m_i$  paramètres ( $m_i \leq M$ ) avec :

$$F_i(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M) \approx F_i(\lambda_{i_1}, \lambda_{i_2}, \dots, \lambda_{i_{m_i}}).$$

Alors, la dérivée de  $F$  par rapport à la variable  $j$  peut être approchée par :

$$D_j F = \sum_{i=1}^N D_j F_i(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M) \approx \sum_{i=1}^N D_j F_i(\lambda_{i_1}, \lambda_{i_2}, \dots, \lambda_{i_{m_i}}).$$

Pour chaque fonction objectif  $F_i$ , nous avons besoin de  $m_i + 1$  simulations ( $m_i \leq M$ ) pour calculer les dérivées de la composante  $F_i$ .

Notons  $M_{\max} = \max(m_1, m_2, \dots, m_N)$ .

Le calcul de la dérivée globale pourra donc avoir besoin de seulement  $M_{\max} + 1$  simulations, si nous réussissons à arranger convenablement les perturbations. Si  $M_{\max} < M$ , nous calculerons les dérivées numériques avec moins de simulations. Le point clé est la planification des perturbations.

## 3 Calcul du gradient

Considérons le cas général avec  $N_{param}$  paramètres et  $N_{pert}$  perturbations.

### 3.1 Tableau des perturbations

Avec la méthode classique (Différences Finies amont), implémentée dans SQPAL, il faut autant de perturbations que de paramètres. A chaque perturbation, un seul paramètre est perturbé. La

minimisation du nombre de simulation pour l'évaluation de la fonction objectif repose sur une bonne planification des perturbations.

Le Tableau de la planification des perturbations s'écrit dans le cas général de la façon suivante:

perturbations	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$	...	...
<b>1</b>	$A_{11}$	$A_{12}$	$A_{13}$	$A_{14}$	$A_{15}$		
<b>2</b>	$A_{21}$	$A_{22}$	$A_{23}$	$A_{24}$	$A_{25}$		
<b>3</b>	$A_{31}$	$A_{32}$	$A_{33}$	$A_{34}$	$A_{35}$		
<b>4</b>	$A_{41}$	$A_{42}$	$A_{43}$	$A_{44}$	$A_{45}$		
$\vdots$							

Avec  $A_{ij}$  un nombre réel,  $i \in [1, \dots, N_{pert}]$  et  $j \in [1, \dots, N_{param}]$ .

Pour une perturbation  $i$ , la fonction objectif au point perturbé s'écrit sous la forme  $f(\lambda + \sum_{j=1}^{N_{param}} A_{ij} e_j)$ ,

avec  $e_j$  vecteur unitaire qui vaut 1 en  $j$  et 0 dans les autres directions.

**Remarque :** si le nombre de perturbations est égal au nombre de paramètres, nous pouvons retrouver la planification utilisée dans la méthode classique, en choisissant les valeurs suivantes :

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{si } i \neq j \end{cases}$$

Le tableau des perturbations s'écrit alors sous la forme suivante:

perturbations	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	...
<b>1</b>	1	0	0	0	0
<b>2</b>	0	1	0	0	0
<b>3</b>	0	0	1	0	0

<b>4</b>	0	0	0	1	0
$\vdots$	0	0	0	0	$\ddots$

### 3.2 Calcul du Gradient

Chaque fonction objectif locale  $F_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) ne pourra dépendre que d'une partie des paramètres. L'identification des paramètres permet d'associer un nouveau tableau de perturbations de taille  $N_{pert} \times m_i$  à chacune de ces fonctions objectifs locales :

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m_i} \\ a_{21} & a_{22} & & a_{2m_i} \\ \vdots & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ a_{N_{pert}1} & \cdots & \cdots & a_{N_{pert}m_i} \end{pmatrix}$$

Pour une perturbation  $j \in [1, \dots, N_{pert}]$ , nous pouvons évaluer la fonction objectif locale au point  $(\lambda_{i_1} + a_{j1}, \lambda_{i_2} + a_{j2}, \dots, \lambda_{i_{m_i}} + a_{jm_i})$  et par une simulation au réservoir on connaît sa valeur initiale au point  $(\lambda_{i_1}, \lambda_{i_2}, \dots, \lambda_{i_{m_i}})$ . Nous pouvons donc calculer la différence de la fonction objectif locale entre le point perturbé et le point initial par:

$$\Delta_j F_i = F_i(\lambda_{i_1} + a_{j1}, \lambda_{i_2} + a_{j2}, \dots, \lambda_{i_{m_i}} + a_{jm_i}) - F_i(\lambda_{i_1}, \lambda_{i_2}, \dots, \lambda_{i_{m_i}})$$

Or par un développement de Taylor, on peut écrire :

$$\Delta_j F_i \approx \frac{\partial F_i}{\partial \lambda_{i_1}} a_{j1} + \frac{\partial F_i}{\partial \lambda_{i_2}} a_{j2} + \dots + \frac{\partial F_i}{\partial \lambda_{i_{m_i}}} a_{jm_i} = a_{j1} D_{i_1} F_i + a_{j2} D_{i_2} F_i + \dots + a_{jm_i} D_{i_{m_i}} F_i$$

Notons  $\begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{m_i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} D_{i_1} F_i \\ \vdots \\ \vdots \\ D_{i_{m_i}} F_i \end{pmatrix}$

Finalement, pour chaque fonction objectif locale  $F_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ), on a le système suivant à résoudre:

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m_i} \\ a_{21} & a_{22} & & \vdots \\ a_{31} & a_{32} & \ddots & \\ \vdots & & & \vdots \\ a_{Npert1} & \cdots & \cdots & a_{Npert m_i} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{m_i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta_1 F_i \\ \vdots \\ \vdots \\ \Delta_{m_i} F_i \end{pmatrix}$$

Une condition nécessaire est que le nombre de perturbations soit supérieur ou égal au nombre d'inconnues (paramètres).

Une condition suffisante est que le rang de la matrice soit égal au nombre de paramètres.

Si le nombre de perturbations est égal au nombre de paramètres et au rang, alors la matrice est inversible.

Sinon, si le nombre de perturbations est supérieur au nombre de paramètres, on utilise la méthode des moindres carrés et on cherche à minimiser la fonction objectif  $J_i = \frac{1}{2} B^T B$

$$\text{avec } B = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^{m_i} a_{1j} x_j - \Delta_1 F_i \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^{m_i} a_{Npert j} x_j - \Delta_{Npert} F_i \end{pmatrix}$$

Minimiser  $J_i$  revient à résoudre  $\frac{\partial J_i}{\partial x_m} = 0$  pour  $m \in [1, \dots, m_i]$

$$J_i = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{Npert} \left( \sum_{j=1}^{m_i} a_{kj} x_j - \Delta_k F_i \right)^2$$

Le calcul de  $\frac{\partial J_i}{\partial x_m}$  pour  $m \in [1, \dots, m_i]$  donne :

$$\frac{\partial J_i}{\partial x_m} = \sum_{k=1}^{Npert} a_{km} \left( \sum_{j=1}^{m_i} a_{kj} x_j - \Delta_k F_i \right)$$

Donc résoudre  $\frac{\partial J_i}{\partial x_m} = 0$  ( $m = 1, \dots, m_i$ ) revient à résoudre  $\sum_{k=1}^{Npert} a_{km} \left( \sum_{j=1}^{m_i} a_{kj} x_j - \Delta_k F_i \right) = 0$  :

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^{Npert} a_{km} \left( \sum_{j=1}^{m_i} a_{kj} x_j - \Delta_k F_i \right) &= 0 \Leftrightarrow \\ \sum_{j=1}^{m_i} \left( \sum_{k=1}^{Npert} a_{km} a_{kj} \right) x_j - \sum_{k=1}^{Npert} a_{km} \Delta_k F_i &= 0 \Leftrightarrow \end{aligned}$$

Ce système peut s'écrire sous forme matricielle:

$$\begin{pmatrix} \sum_{k=1}^{N_{pert}} a_{k1} a_{k1} & \cdots & \cdots & \sum_{k=1}^{N_{pert}} a_{km_i} a_{k1} \\ \vdots & \sum_{k=1}^{N_{pert}} a_{kj} a_{km} & & \vdots \\ & & \ddots & \\ \sum_{k=1}^{N_{pert}} a_{k1} a_{km_i} & \cdots & \cdots & \sum_{k=1}^{N_{pert}} a_{km_i} a_{km_i} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ x_{m_i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{k=1}^{N_{pert}} a_{k1} \Delta_k F_i \\ \vdots \\ \vdots \\ \sum_{k=1}^{N_{pert}} a_{km_i} \Delta_k F_i \end{pmatrix}$$

## Résultats Numériques

Dans cette partie, nous présentons quelques exemples qui nous permettent de comparer la méthode classique codée dans SQPAL et la nouvelle méthode proposée dans ce rapport.

Les simulations ont été faites avec le logiciel CONDOR.

### 1 Exemple de validation : 4 puits producteurs

Considérons un réservoir hétérogène de taille 2500 m par 2500 m. Ce réservoir est maillé avec 50 mailles dans la direction  $x$  et 50 mailles dans la direction  $y$ . Quatre puits sont forés dans ce réservoir (Figure 5). La distance entre les puits est 1250 m. Ces 4 puits producteurs produisent en même temps pendant 100 jours avec une pression imposée de 180 bars aux puits. Les skins (les endommagements ou améliorations de perméabilités autour des puits) sont nuls pour tous les puits. Les débits de production d'huile dans les 100 premiers jours sont utilisés pour le calage d'historique.

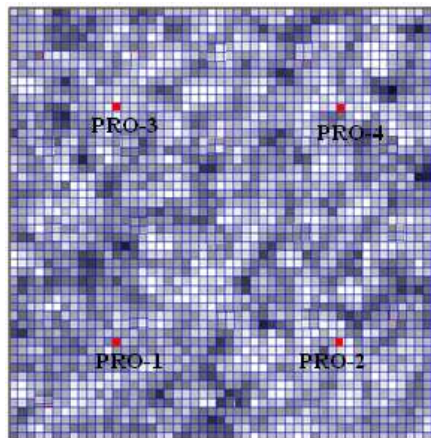


Figure 5: Position des puits

Pour cet exemple, seule la méthode BFGS est utilisée pour le calcul de la matrice Hessienne.

Pour chaque puits, nous associons un paramètre d'optimisation : un skin. Il y a donc 4 paramètres à optimiser qui sont initialisés de la façon suivante :



skin1 = 5  
skin2 = 10  
skin3 = 5  
skin4 = 10

On suppose que les valeurs varient entre -5 et 20.

Comme ces 4 puits producteurs sont assez éloignés et que la durée de production est relativement courte, l'influence d'un puits sur les autres est donc faible, c'est-à-dire, la perturbation du skin d'un puits a un impact seulement sur le puits lui-même et peu d'influence sur les autres puits.

La fonction objectif, qui mesure les écarts entre les données simulées et les données mesurées pour les 4 puits, peut donc se décomposer en 4 fonctions objectifs locales dont chacune d'elles ne dépend que d'un seul paramètre (skin associé au puits). Elle peut s'écrire sous la forme :

$$F(\lambda_1, \dots, \lambda_4) = \sum_{i=1}^4 F_i(\lambda_i)$$

Dans ce cas,  $m_i = 1$ ,  $i = \{1, \dots, 4\}$ , donc  $N_{pert} \geq 1$ , d'où on peut prendre  $N_{pert} = 1$  ou 2 par exemple.

## 1.1 Planification des perturbations

### 1.1.1 Deux perturbations

Dans le cas de deux perturbations, seuls les paramètres  $\lambda_2$  et  $\lambda_4$  sont perturbés dans la première perturbation. Et on perturbe  $\lambda_1$  et  $\lambda_3$ , dans la deuxième.

### 1.1.2 Une perturbation

Pour une perturbation, les 4 paramètres sont perturbés en même temps.

## 1.2 Résultats de la simulation

Le but de ce premier test est de valider le calcul du gradient ainsi que la minimisation de la fonction objectif pour cette nouvelle approche décrite précédemment. Nous comparons donc les résultats de la méthode classique de SQPAL et ceux obtenus avec la nouvelle méthode des fonctions objectifs locales pour une et deux perturbations.

**Remarque :** dans la méthode classique, le nombre de perturbations est égal au nombre de paramètres, c'est-à-dire 4. Un paramètre est perturbé à la fois. Il y a donc 4 perturbations pour le calcul du gradient.

Pour commencer, la Figure 6 montre la variation de la fonction objectif lorsque le gradient est calculé avec l'approche standard de SQPAL.

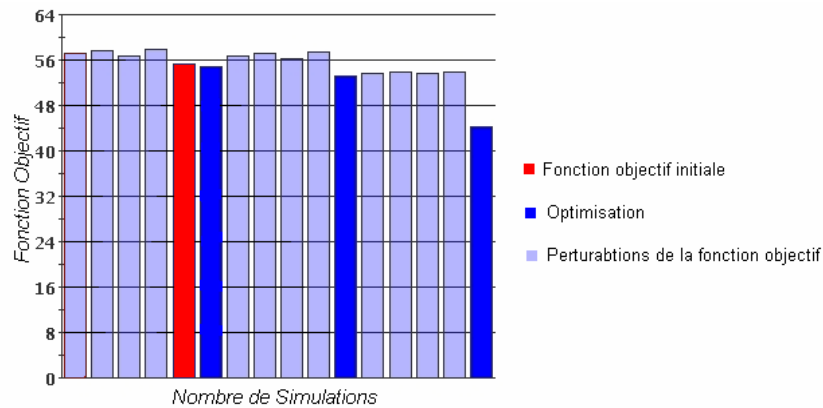


Figure 6: Variation de la fonction objectif (méthode classique)

Les Figure 7 et Figure 8 présentent la variation de fonction objectif calculée avec la nouvelle approche avec respectivement 2 et 1 perturbations.

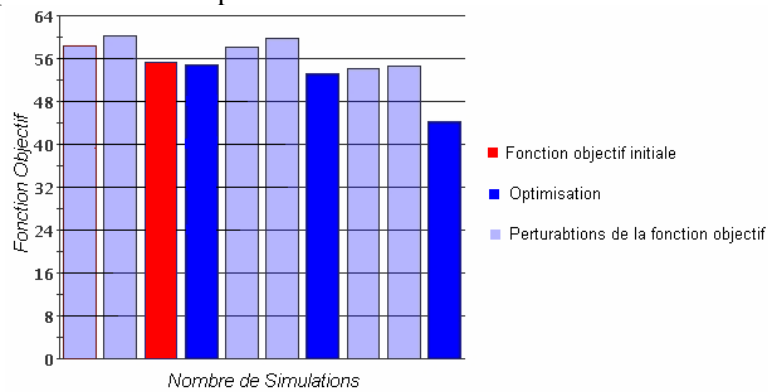


Figure 7: Nouvelle approche, 2 perturbations

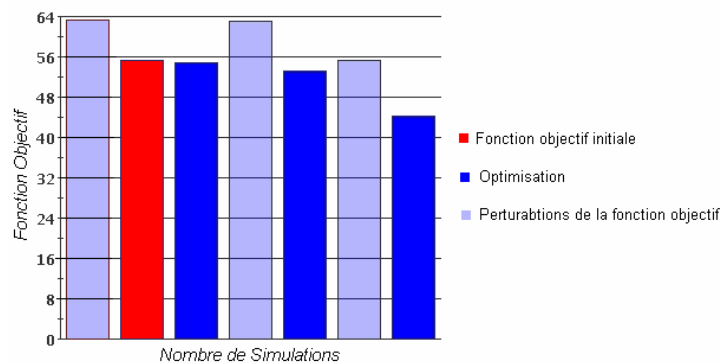


Figure 8: Nouvelle approche, 1 perturbation

Dans CONDOR, à partir de la valeur initiale (en rouge), la fonction objectif est perturbée autant de fois qu'il y a de perturbations. De ces valeurs, le gradient et calculé est une minimisation de la

fonction objectif est proposée (en bleu foncé). Ces étapes sont réitérées jusqu'à un certain critère d'arrêt.

Nous observons que la fonction objectif calculée avec la nouvelle méthode est réduite de la même façon que celle de la méthode standard, mais avec un plus petit nombre de simulations. Pour mieux le voir, la Figure 9 montre pour les 3 cas, la variation de la fonction objectif sans les perturbations, en fonction du nombre de simulations.

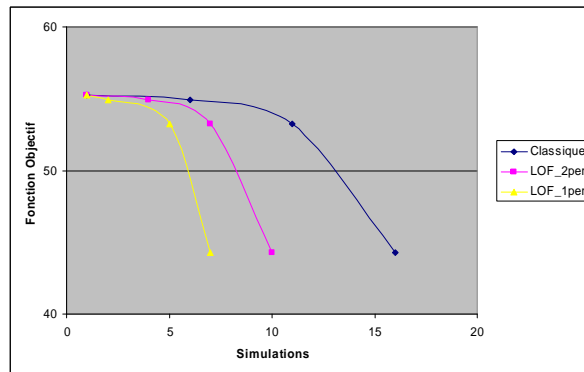


Figure 9: Comparaison des fonctions objectifs en fonction du nombre de simulations

Nous avons vu que la minimisation de la fonction objectif se fait de la même façon qu'avec la méthode classique. Mais comme il a été dit précédemment, la nouvelle approche repose sur une nouvelle méthode de calcul du gradient avec peu de simulations, il est intéressant de comparer les valeurs des dérivées à chaque itération (optimisation de la fonction objectif après les perturbations).

Nous comparons, dans le Tableau 1, les valeurs des dérivées calculées avec les 4 perturbations de la méthode standard de SQPAL et celles calculées avec 1 et 2 perturbations pour la nouvelle approche. Nous observons que les résultats sont quasiment identiques. Ceci montre que la nouvelle méthode du calcul du gradient est tout à fait correcte dans cet exemple.

Tableau 1 : Comparaison de calculs de dérivées

paramètres	1ère itération			2ème itération			3ème itération		
	classique	LOF_2pert	LOF_1pert	classique	LOF_2pert	LOF_1pert	classique	LOF_2pert	LOF_1pert
$\lambda_1$	1,46264	1,46265	1,46263	1,46538	1,46539	1,46536	1,5063	1,50631	1,50628
$\lambda_2$	1,8565	1,85651	1,85651	1,85718	1,85719	1,85719	1,84817	1,84817	1,84817
$\lambda_3$	1,05376	1,05377	1,05376	1,05729	1,05729	1,05728	1,12853	1,12854	1,12853
$\lambda_4$	2,06278	2,0628	2,0628	2,07178	2,0718	2,07179	2,18087	2,1809	2,18089

## 2 Exemple de validation : 4 puits producteurs avec la méthode de Déformation Graduelle

### 2.1 Rappel de la méthode de Déformation Graduelle

Le principe de la méthode déformation graduelle [2] repose sur la combinaison de deux réalisations géostatistiques dans des régions prédéfinies. Ces réalisations peuvent être par exemple les cartes de perméabilité, de porosité, etc.

Soit  $Z1$  et  $Z2$  deux réalisations aléatoires, une nouvelle réalisation  $Z$  peut être exprimée comme suivant:

$$Z(\lambda) = \cos(\lambda\pi)Z1 + \sin(\lambda\pi)Z2$$

Avec  $\lambda$  les paramètres d'optimisation pour le calage des données historiques.

L'objectif de la méthode est d'atteindre la réalisation de référence en utilisant la corrélation précédente entre une nouvelle réalisation aléatoire et la réalisation obtenue dans l'étape précédente.

### 2.2 Résultats de la simulation

Nous nous intéressons maintenant à un calage d'historique avec la méthode de déformation graduelle locale. Le réservoir est composé de 4 régions (Figure 10), et un paramètre de déformation graduelle est introduit dans chaque région.

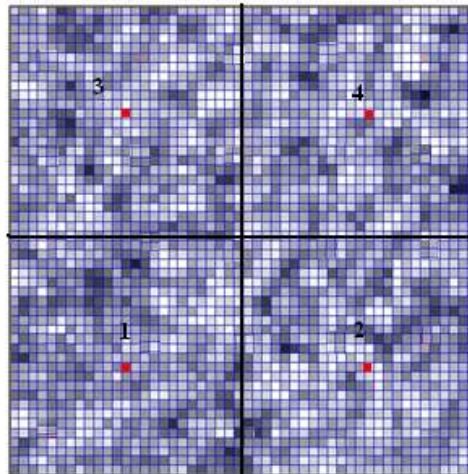


Figure 10: Régions de la méthode de déformation graduelle locale

Dans cet exemple, nous pouvons supposer que le changement de la distribution de la perméabilité dans une région n'a pas d'impact sur les puits dans les autres régions. Nous pouvons donc calculer les dérivées par rapport aux 4 paramètres de déformation graduelle avec une seule perturbation.

Dans le Tableau 2, sont présentées les valeurs dérivées de la première itération. Une itération correspond à une série de perturbations (4 perturbations pour la méthode classique et la seule pour la nouvelle approche) avec un calcul du gradient pour trouver une première solution optimale. Il est bien clair que ces dérivées sont quasiment identiques.

Tableau 2 : Comparaison de dérivées dans la cas de déformation graduelle

paramètres	classique_4pert	LOF_1pert
$\lambda_1$	2.84574	2.84571
$\lambda_2$	3.73143	3.73122
$\lambda_3$	0.25625	0.256619
$\lambda_4$	0.81774	0.817654

Les Figure 11 et Figure 12 illustrent les variations de la fonction objectif respectivement, avec la méthode standard de SQPAL et avec la nouvelle méthode avec une seule perturbation. Avec la nouvelle méthode, nous pouvons minimiser la fonction objectif avec beaucoup moins de simulations (44 au lieu de 76 simulations pour la méthode classique).

**Remarque :** Si après les perturbations, la valeur de la fonction objectif ne vérifie pas la condition  $f(\lambda_{k+1}) > f(\lambda_k)$ , alors une recherche linéaire se fait, c'est-à-dire qu'une autre direction de descente ( $d_k$ ) est choisie. Ces recherches linéaires sont également en bleu foncé.

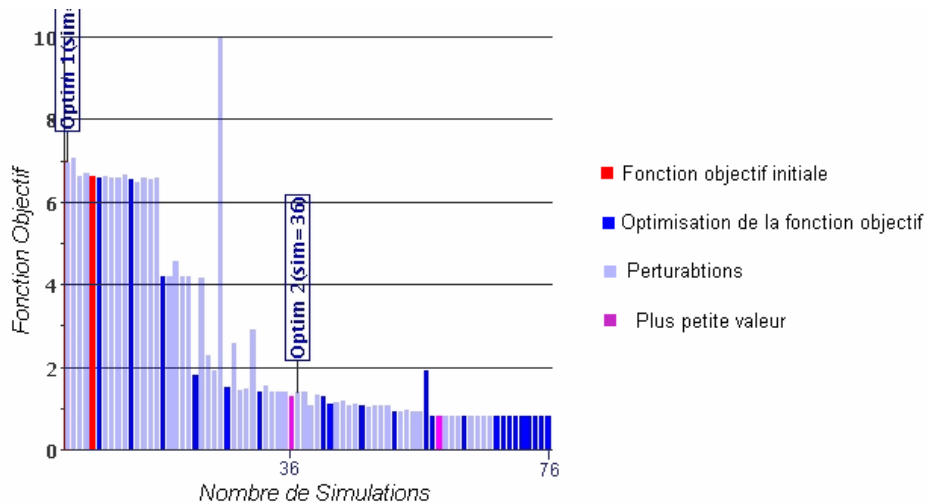


Figure 11: Méthode classique

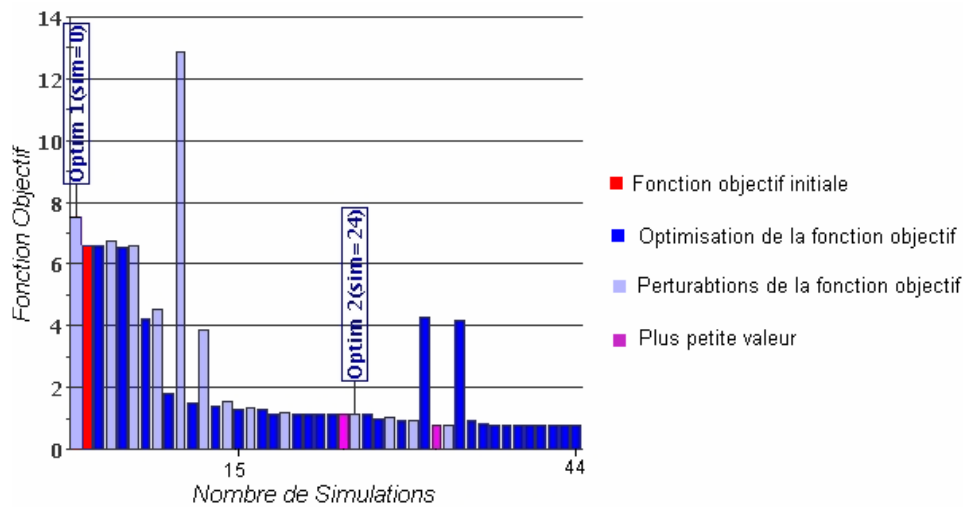


Figure 12 : 1 perturbation

Dans les cas simples, comme nous l'avons montré ci-dessus, les dérivées sont précisément calculées avec une seule perturbation, car les puits sont relativement indépendants et les modifications des paramètres dans une région n'ont quasiment pas d'impact sur les puits dans les autres régions. Mais, dans le cas général, il est difficile d'obtenir les dérivées identiques avec moins de perturbations. Néanmoins, toutes les dérivées sont calculées numériquement, et on peut admettre certaines approximations.

Même si les dérivées sont parfois assez différentes, elles sont cependant suffisantes pour donner une bonne direction et un bon pas de recherche pour la minimisation de la fonction objectif. Nous allons montrer ci-dessous quelques exemples dans lesquels les dérivées peuvent être calculées approximativement, mais les fonctions objectifs globales sont réduites avec une même allure pour la méthode standard de SQPAL et la nouvelle méthode. Nous gagnerons bien évidemment un grand nombre de simulations par rapport à la méthode standard.

### 3 Optimisation des skins pour un cas de 25 puits

Dans ce premier test, nous prenons le même réservoir présenté dans les exemples précédents, c'est à dire, un réservoir hétérogène de taille 2500 m dans la direction  $x$ , 2500 m dans la direction  $y$  et 10 m dans la direction  $z$ , maillé avec 50 mailles dans la direction  $x$  et 50 mailles dans la direction  $y$ .

25 puits sont forés dans ce réservoir dont 12 puits injecteurs et 13 puits producteurs selon la configuration 5-spots, c'est-à-dire, chaque puits producteur est entouré de puits injecteurs et chaque puits injecteur est entouré de puits producteurs (Figure 13).

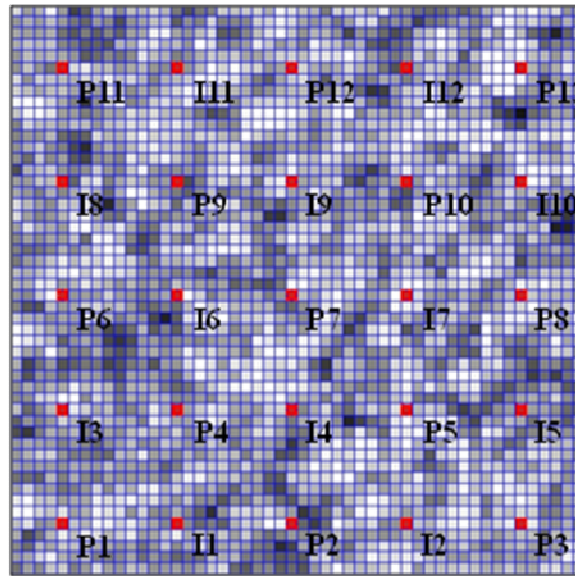


Figure 13: Position des puits

La pression initiale du réservoir est 250 bars. Les puits fonctionnent à pressions imposées de 320 bars aux puits injecteurs et 180 bars aux producteurs. Les skins sont nuls pour tous les puits. Un historique de 4000 jours est disponible.

Les données de production mesurées sont :

- pour les 13 puits producteurs : les débits d'huile et les water-cuts
- pour les 12 puits injecteurs : le débit d'eau

La fonction objectif, qui mesure les écarts entre les données simulées et les données mesurées pour les 25 puits, est décomposée en 25 contributions locales, liées aux puits producteurs et injecteurs :

$$F(\lambda_1, \dots, \lambda_{25}) = \sum_{i=1}^{25} F_i(\lambda_1, \dots, \lambda_{25})$$

avec  $F_i$  la fonction objectif locale liée au puits  $i$  ( $i = 1, \dots, 25$ ), et  $(\lambda_1, \dots, \lambda_{25})$  les 25 paramètres de skins à optimiser (Figure 14).

$\lambda_{21}$	$\lambda_{22}$	$\lambda_{23}$	$\lambda_{24}$	$\lambda_{25}$
$\lambda_{16}$	$\lambda_{17}$	$\lambda_{18}$	$\lambda_{19}$	$\lambda_{20}$
$\lambda_{11}$	$\lambda_{12}$	$\lambda_{13}$	$\lambda_{14}$	$\lambda_{15}$
$\lambda_6$	$\lambda_7$	$\lambda_8$	$\lambda_9$	$\lambda_{10}$
$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$

Figure 14: Les paramètres (skins) à optimiser

Dans la construction du modèle initial, nous ne connaissons pas les véritables valeurs des skins. Nous adoptons d'abord des valeurs initiales de skins estimées à 10 pour tous les puits. Nous supposons que les valeurs possibles des skins sont comprises entre -1 et 20.

### 3.1 Planification des perturbations

Pour améliorer les performances de l'optimisation, deux types de perturbations sont étudiés.

#### 3.1.1 Cinq perturbations

La localisation des puits dans ce réservoir (Figure 13) nous montre que le skin d'un puits injecteur a un fort impact uniquement sur le puits lui-même et sur les producteurs environnants (maximum 4 producteurs), et son impact sur les autres puits est relativement faible. De même, le skin d'un puits producteur a un fort impact seulement sur le puits lui-même et sur les injecteurs environnants, et peu sur les autres puits.

Donc, pour chaque fonction objectif locale, nous avons au maximum 5 paramètres principaux (le skin sur le puits considéré dans la fonction objectif locale et les skins sur les puits voisins).

Par exemple :

- Pour la fonction objectif locale numéro 1, les paramètres sont  $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_6)$
- pour la fonction objectif locale numéro 13, les paramètres sont  $(\lambda_8, \lambda_{12}, \lambda_{13}, \lambda_{14}, \lambda_{18})$

$\lambda_{21}$	$\lambda_{22}$	$\lambda_{23}$	$\lambda_{24}$	$\lambda_{25}$
$\lambda_{16}$	$\lambda_{17}$	$\lambda_{18}$	$\lambda_{19}$	$\lambda_{20}$
$\lambda_{11}$	$\lambda_{12}$	$\lambda_{13}$	$\lambda_{14}$	$\lambda_{15}$
$\lambda_6$	$\lambda_7$	$\lambda_8$	$\lambda_9$	$\lambda_{10}$
$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$



Dans cet exemple,  $m_i = 3, 4$  ou  $5$  avec  $i \in \{1, \dots, 25\}$ .  $M = \max(m_i) = 5$  d'où on peut prendre  $N_{pert} = 5$ .

Les perturbations peuvent être planifiées de la façon suivante (Figure 15) :

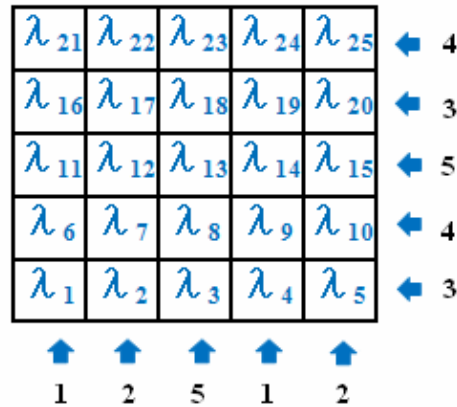


Figure 15: Planification des 5 perturbations

Perturbation 1: on perturbe les paramètres associés aux puits des colonnes 1 et 4;

Perturbation 2: on perturbe les paramètres associés aux puits des colonnes 2 et 5;

Perturbation 3: on perturbe les paramètres associés aux puits des lignes 1 et 4;

Perturbation 4: on perturbe les paramètres associés aux puits des lignes 2 et 5;

Perturbation 5: on perturbe les paramètres associés aux puits de la ligne 3 et de la colonne 3.

Ces perturbations, qui assurent que le rang de la matrice de la perturbation de chaque fonction objectif locale soit égal au nombre de paramètres, sont résumées dans le Tableau 3. Quand un paramètre est perturbé, la valeur de la case correspondante vaut 1, sinon, elle vaut 0.

Tableau 3: Résumé des perturbations des paramètres

	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$	$\lambda_6$	$\lambda_7$	$\lambda_8$	$\lambda_9$	$\lambda_{10}$	$\lambda_{11}$	$\lambda_{12}$	$\lambda_{13}$	$\lambda_{14}$	$\lambda_{15}$	$\lambda_{16}$	$\lambda_{17}$	$\lambda_{18}$	$\lambda_{19}$	$\lambda_{20}$	$\lambda_{21}$	$\lambda_{22}$	$\lambda_{23}$	$\lambda_{24}$	$\lambda_{25}$
<b>Pert1</b>	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0
<b>Pert2</b>	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1
<b>Pert3</b>	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
<b>Pert4</b>	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
<b>Pert5</b>	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0

### 3.1.2 Pour une perturbation

Pour une perturbation, on impose que chaque fonction objectif locale dépend uniquement que d'un seul paramètre, le skin du puits correspondant à la fonction objectif.

Pour la planification de la perturbation, tous les paramètres sont perturbés.

Ce cas ne semble pas très réaliste puisque ici les puits ne dépendent pas les uns des autres. Dans les tests qui sont faits, on obtient d'aussi bons résultats.

Nous allons donner ici les résultats obtenus pour cet exemple.

## 3.2 Résultats de la simulation

Pour ce exemple, nous avons aussi testé et comparé les deux méthodes d'approximation de la hessienne : BFGS et Gauss-Newton pour les deux approches (classique de SQPAL et la méthode des fonctions objectifs locales).

### 3.2.1 Approximation de la Hessienne par la méthode de Gauss-Newton

La Figure 16 montre la variation de la fonction objectif en fonction du nombre de simulations, obtenue avec la méthode classique, codée dans SQPAL.

La première valeur est celle de la fonction objectif initiale, sans perturbation. Puis il y a 25 perturbations qui sont faites, suivies d'une optimisation.

Nous pouvons observer que la fonction objectif est bien minimisée et de façon assez rapide. En effet on passe d'une valeur initiale valant 1031.13 à une valeur optimale de 0.484935 avec au final 281 simulations.

**Remarque :** Le fait que le nombre de simulations ne soit pas un multiple de 5 est normal, ceci est en raison des recherches linéaires.

Nous allons voir qu'avec la nouvelle approche (méthode des fonctions objectifs locales), avec 5 et 1 perturbations, nous obtenons le même résultat, mais avec beaucoup moins de simulations.

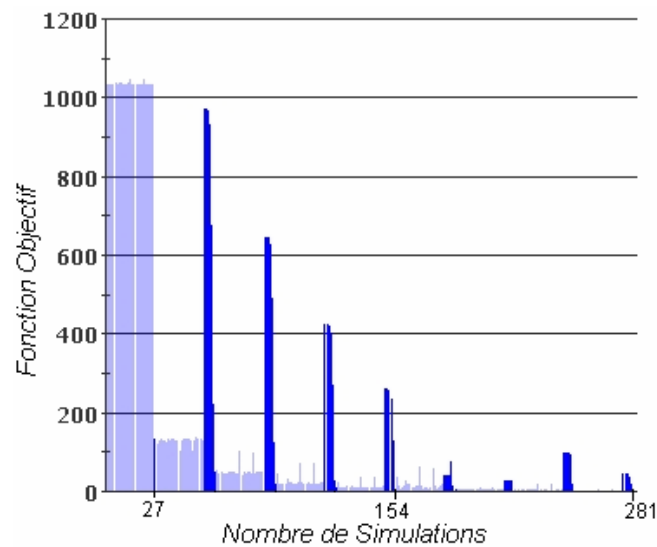


Figure 16: Graphe de la fonction objectif par la méthode classique (Gauss-Newton)

La Figure 17 représente la variation de la fonction objectif, dont les gradients sont calculés avec 5 perturbations. Comme la méthode classique, la fonction objectif diminue assez rapidement, mais cette fois-ci avec moins de simulations. En effet la valeur optimale 0.36044 est obtenue au bout de 113 simulations contre 281 pour la méthode classique.

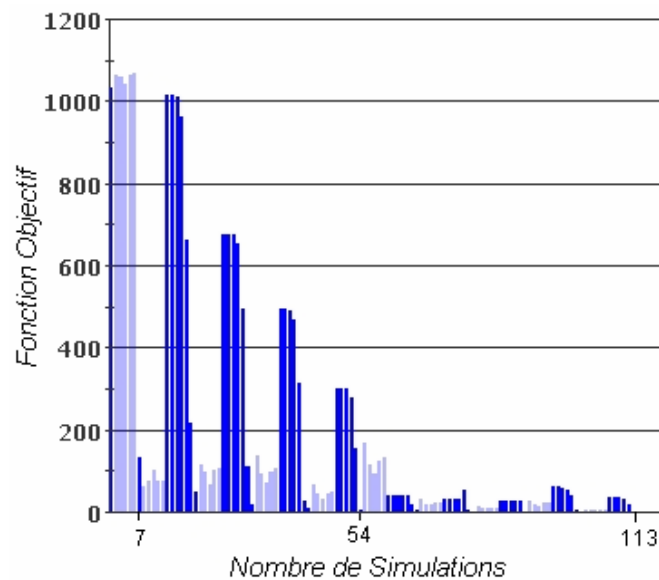


Figure 17: Graphe de la fonction objectif pour 5 perturbations (Gauss-Newton)

Le nombre de simulations est encore plus petit pour une perturbation (Figure 18) .

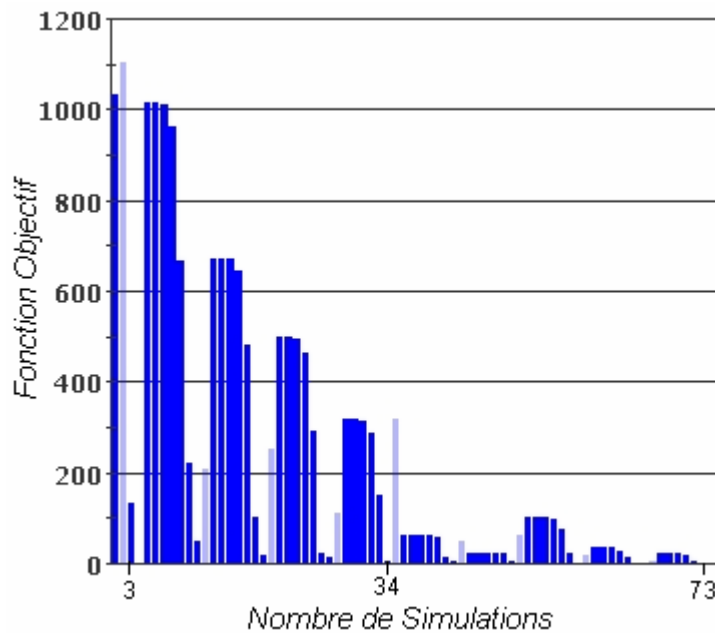


Figure 18: Graphe de la fonction objectif pour 1 perturbation (Gauss-Newton)

**Remarque :** Dans cet exemple, un très grand nombre de recherches linéaires (non liées au calcul du gradient) est effectué. Le coût d'une recherche linéaire est l'évaluation d'une fonction objectif, c'est-à-dire une simulation.

Les simulations optimales en fonction des itérations sont présentées dans le Tableau 4 et la Figure 19. Nous pouvons remarquer qu'avec la nouvelle approche, les valeurs de la fonction objectif sont assez proches de celles de la méthode classique. Cela montre que les gradients sont dans la bonne direction pour la méthode des fonctions objectifs locales.

Tableau 4: Valeur de la fonction objectif en fonction du nombre d'itérations

Numéro itération	Numéro simulation correspondant à l'itération	FO par Méthode Classique (/281 simulations)	Numéro simulation correspondant à l'itération	FO par Méthode LOF 5 perturbations (/118 simulations)	Numéro simulation correspondant à l'itération	FO par Méthode LOF 1 perturbation (/118 simulations)
valeur initiale	1	1031,13	1	1031,13	1	1031,13
1	27	134,134	7	134,134	3	134,134
2	59	46,8279	19	48,2878	11	47,2885
3	91	28,1	31	19,4221	19	19,3049
4	123	9,1987	43	10,7639	27	11,1803
5	154	4,64762	54	5,21975	34	5,1317
6	186	2,70357	66	3,02645	42	3,26865
7	217	1,85904	78	2,03788	49	2,32109
8	249	0,745729	89	1,29811	57	0,936899
9	281	0,484935	101	0,60143	65	0,678328

10		113	0,36044	73	0,576492
----	--	-----	---------	----	----------

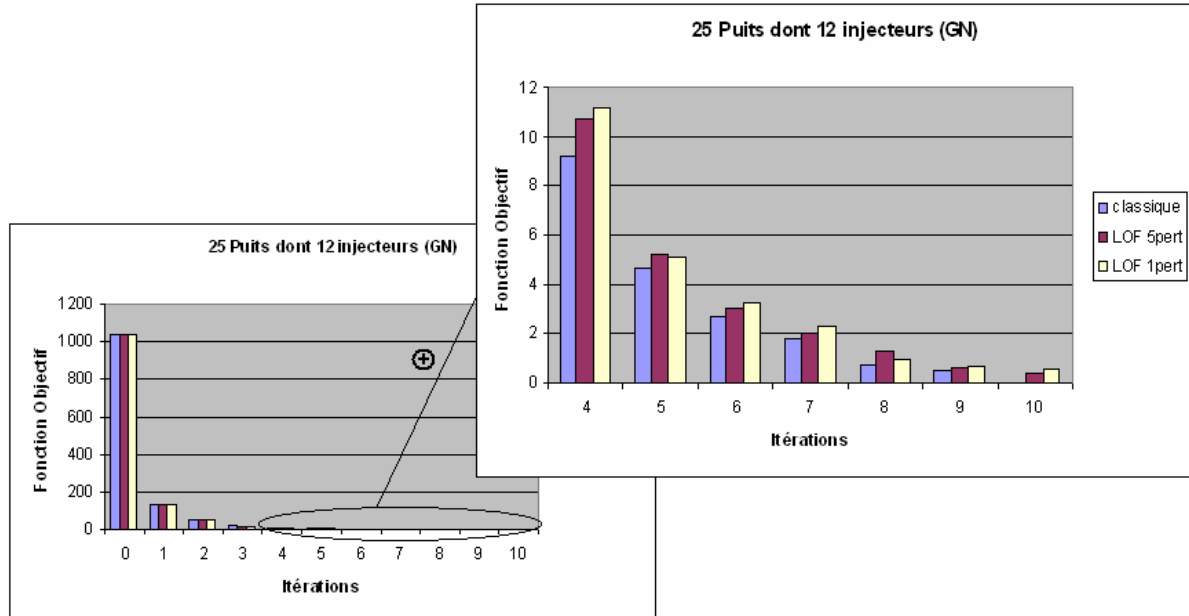


Figure 19: Valeur de la fonction objectif pour chaque itération

La Figure 20 montre que la convergence (en fonction de nombre de simulations) est beaucoup plus rapide pour la méthode des fonctions objectifs locales que pour la méthode classique de SQPAL. Les gains en nombre de simulations pour 5 et 1 perturbations sont encore plus importants.

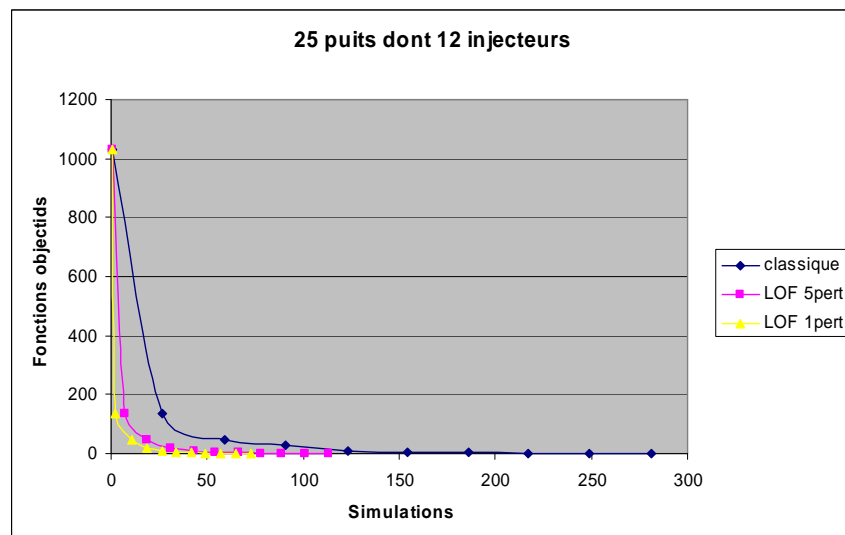


Figure 20 : Fonction objectif en fonction du nombre de simulations

Maintenant que la fonction objectif est bien minimisée, il est aussi intéressant de voir les valeurs des skins à la fin de l'optimisation. Comme nous l'avons dit, les skins valent initialement 10. L'objectif de l'optimisation est de retrouver les valeurs de références (skins nuls). Nous pouvons voir dans le Tableau 5, que les deux approches donnent des résultats très corrects et très proches de l'état de référence.

**Remarque :** La valeur du paramètre  $\lambda_5$  à la fin de l'optimisation est très loin de la valeur de référence. Ceci est dû à la nature du puits associé à ce paramètre. En effet le puits PRO-3 ne produit rien pendant la période de calage.

Tableau 5: Valeurs des skins à la fin de la simulation

	valeur initiale	valeur de référence	Nouvelle méthode 5pert optimale	Classique optimale
$\lambda_1$	10	0	-0.0491419	0.0051377
$\lambda_2$	10	0	-0.00109125	-0.131349
$\lambda_3$	10	0	-0.0385115	-0.000411
$\lambda_4$	10	0	-0.404875	-0.524122
$\lambda_5$	10	0	19.977	10.0
$\lambda_6$	10	0	-0.0418401	-0.0505099
$\lambda_7$	10	0	0.0324169	0.0447997
$\lambda_8$	10	0	-0.0450312	-0.0982752
$\lambda_9$	10	0	0.109537	0.080179
$\lambda_{10}$	10	0	-0.208568	-0.242892
$\lambda_{11}$	10	0	-0.125806	-0.0569039
$\lambda_{12}$	10	0	-0.168243	-0.282774
$\lambda_{13}$	10	0	-0.0157136	-0.102471
$\lambda_{14}$	10	0	-0.00190561	-0.00039
$\lambda_{15}$	10	0	-0.0658465	-0.136563
$\lambda_{16}$	10	0	-0.0963014	-0.246792
$\lambda_{17}$	10	0	0.0630499	0.0865479
$\lambda_{18}$	10	0	-0.297357	-0.3588
$\lambda_{19}$	10	0	0.0804919	0.00921748
$\lambda_{20}$	10	0	0.03186	0.0719583
$\lambda_{21}$	10	0	-0.0263927	0.0628112
$\lambda_{22}$	10	0	-0.0616225	-0.0894527
$\lambda_{23}$	10	0	-0.0151045	-0.0659814
$\lambda_{24}$	10	0	-0.0989778	-0.0932186

$\lambda_{25}$	10	0	-0.0000735	0.000829
----------------	----	---	------------	----------

Dans tous les cas, la méthode de Gauss-Newton converge assez rapidement, en particulier la méthode des fonctions objectifs locales converge en très peu de simulations. Regardons maintenant la méthode de BFGS et comparons les deux méthodes.

### 3.2.2 Approximation de la Hessienne par la méthode de BFGS

La minimisation avec la méthode BFGS est beaucoup plus lente qu'avec la méthode de Gauss-Newton et l'optimisation ne va pas très loin. En effet, pour la méthode classique de SQPAL, le minimum de la fonction objectif est 256.571 à la 234<sup>ème</sup> simulation (9<sup>ème</sup> itération) alors qu'à l'itération équivalente, la méthode de Gauss-Newton donne un meilleur résultat 0.484935 (281 simulations).

Les figures suivantes (Figure 21-23) donnent l'évolution de la fonction objectif pour les 3 cas en fonction du nombre de simulations. On a des résultats équivalents (Figure 26), mais bien évidemment avec un nombre de simulations beaucoup plus petit pour la méthode des fonctions objectifs locales (Figure 27).

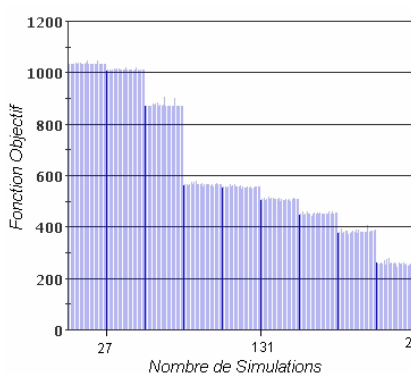


Figure 21 : classique

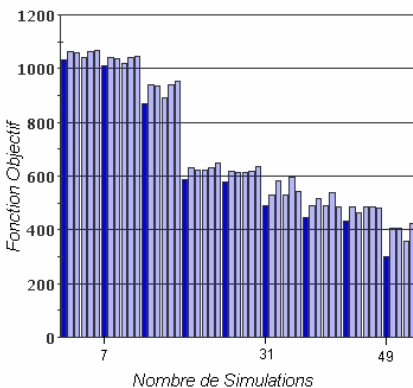


Figure 22 : 5 perturbations

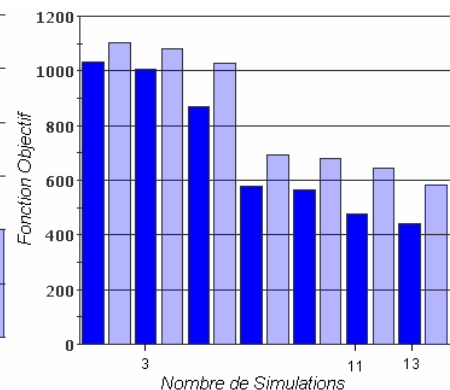


Figure 23 : 1 perturbation

L'étude des résultats pour la méthode BFGS à la première itération (Figure 24), montre que les dérivées calculées avec la nouvelle approche ne sont pas identiques à celles obtenues avec la méthode classique. Malgré cela les valeurs des paramètres sont très proches (Figure 25) et comme le montre la Figure 26, ceci n'a pas d'influence sur la bonne allure de la minimisation de la fonction objectif.

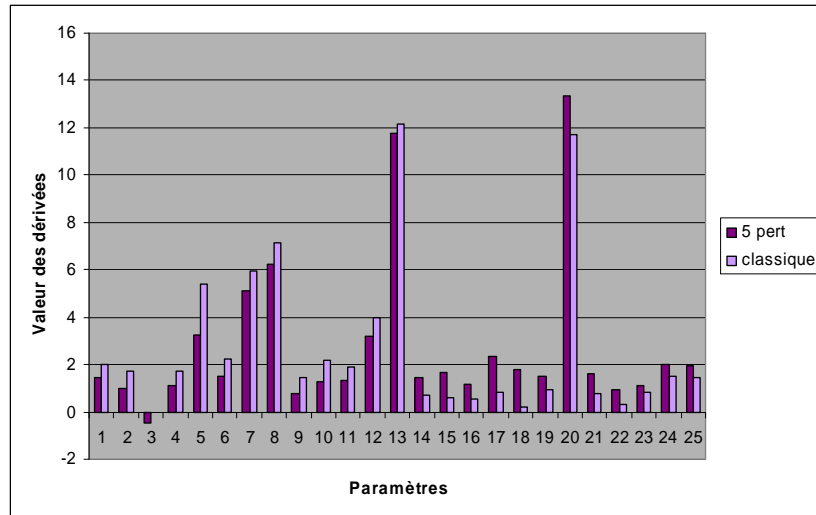


Figure 24: Valeurs des dérivées pour la première itération (BFGS)

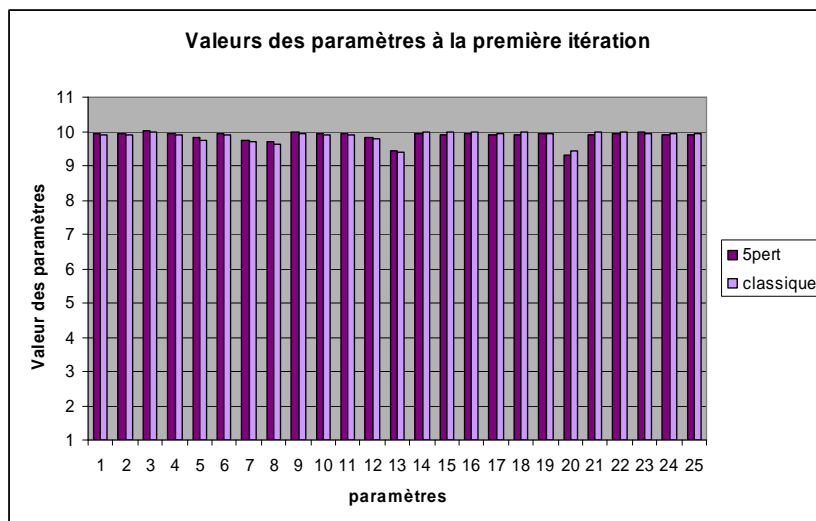


Figure 25: Valeurs des paramètres à la première itération



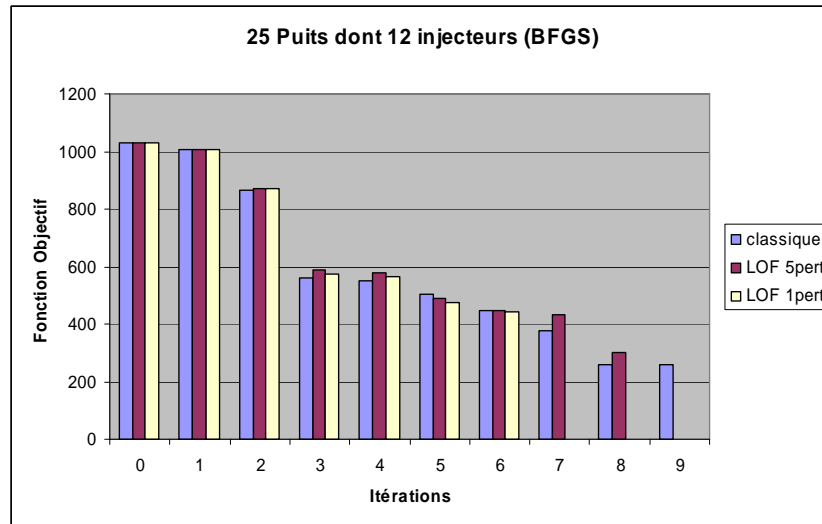


Figure 26 : Valeurs de la fonction objectif à chaque itération

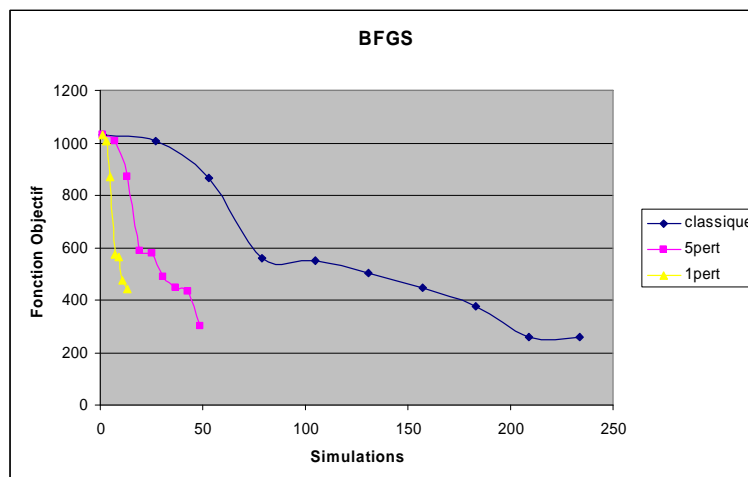


Figure 27 : Valeur de la fonction objectif en fonction du nombre de simulations

Même si la méthode de BFGS est moins bonne que la méthode de Gauss-Newton, les valeurs de la fonction objectif sont assez correctes pour la nouvelle approche comparée à la méthode classique.

### 3.3 Etude de quelques puits

Nous avons vu qu'avec la méthode des fonctions objectifs locales, la fonction objectif est bien minimisée en peu de simulations. A titre d'exemple, voici les résultats de simulation pour un puits producteur (PRO-8) avec l'approche de Gauss-Newton.

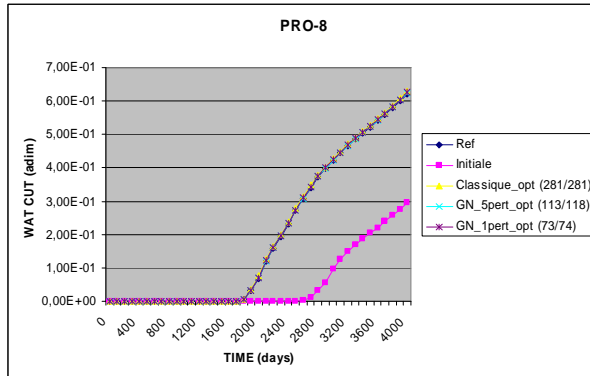


Figure 28: Water Cut du puits PRO-8

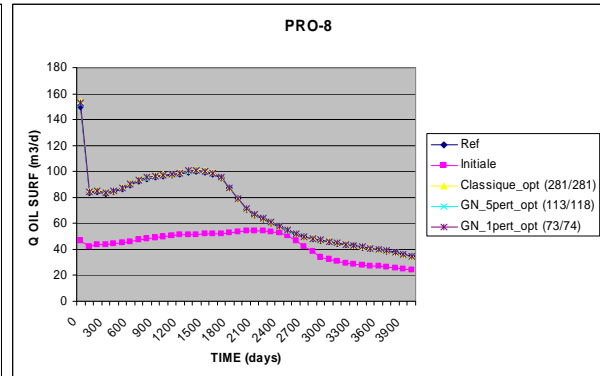


Figure 29: Débit d'huile du puits PRO-8

Nous observons que le débit d'huile ainsi que le water cut ( rapport entre le débit d'huile et le débit d'eau) sont bien simulés avec les trois méthodes (classique, fonctions objectifs locales 5 et 1 perturbations). La méthode des fonctions objectifs locales est donc très correcte.

## 4 Cas 25 puits avec Déformation Graduelle

### 4.1 Définition des zones

Soient 25 zones définies par Figure 30. Il y a un paramètre de déformation graduelle par zone.

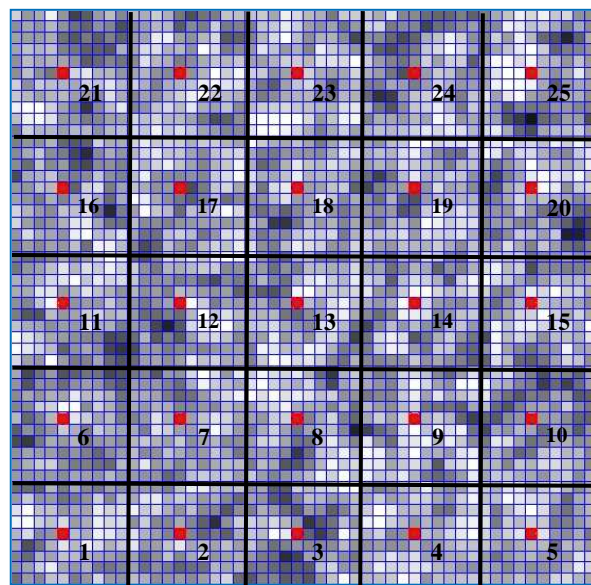


Figure 30 : Définition des zones

Nous utiliserons la méthode de Gauss-Newton pour cet exemple. Nous comparerons la méthode d'optimisation classique et celle des fonctions objectifs locales avec 5 perturbations.

Le tableau des perturbations des paramètres de déformation graduelle est le même que pour les skins.

La simulation sur CONDOR donne les résultats suivants :

## 4.2 Résultats de la simulation

### 4.2.1 Fonction Objectif

Les résultats de l'optimisation avec CONDOR sont représentés par les figures 31 et 32. Nous remarquerons qu'il y a plus d'itérations qui sont faites avec la méthode classique qu'avec la méthode des fonctions objectifs locales. Pour aller plus loin, nous avons relancé (restart) la simulation pour les deux méthodes, à partir des résultats optimaux obtenus dans les premières simulations.

Pour les deux méthodes, de nombreuses recherches linéaires sont faites. Ceci n'est pas lié au calcul du gradient. D'ailleurs, la comparaison dans la Figure 33 de la fonction objectif à chaque itération montre que les valeurs de la fonction objectif pour les deux méthodes sont assez proches.

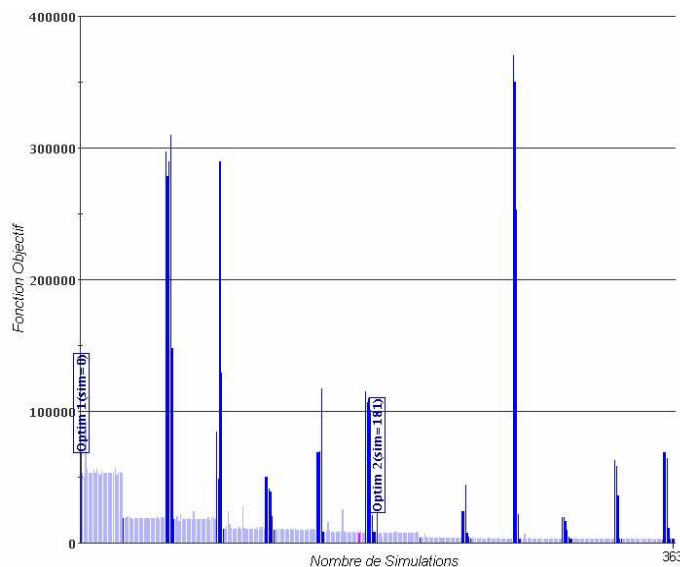


Figure 31: Fonction objectif en fonction du nombre de simulations pour la méthode classique

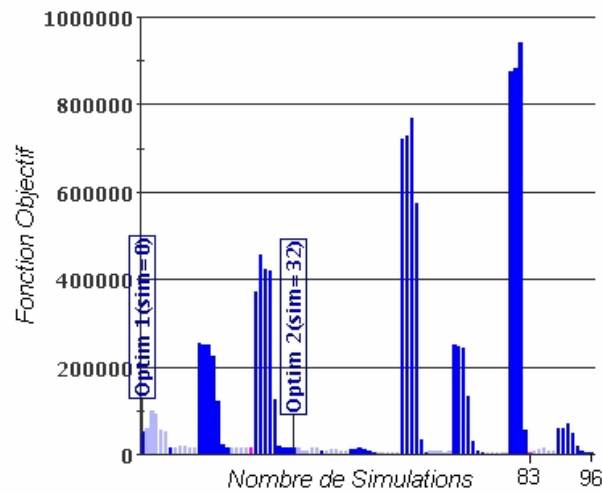


Figure 32: Fonction objectif en fonction du nombre de simulations pour 5 perturbations

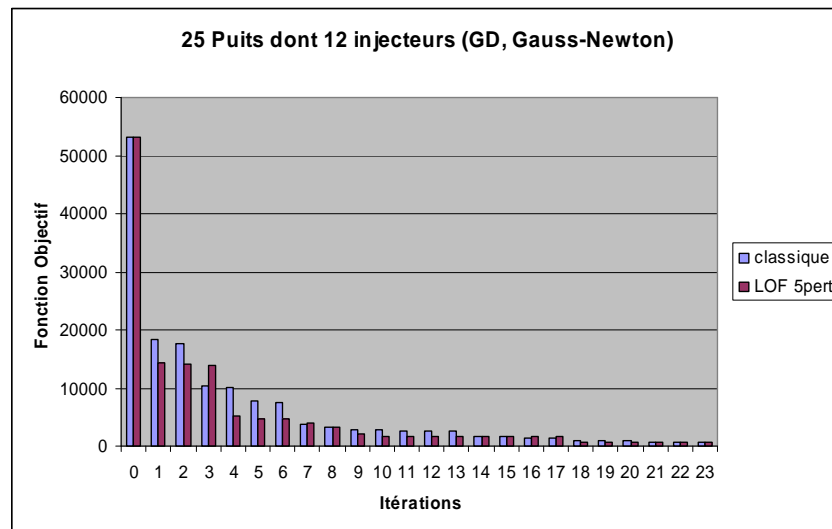


Figure 33: Fonction objectif pour chaque itération

De plus, nous observons sur la Figure 34 que la minimisation de la fonction objectif par la méthode des fonctions objectifs locales (5 perturbations) est meilleure car elle nécessite beaucoup moins de simulations.

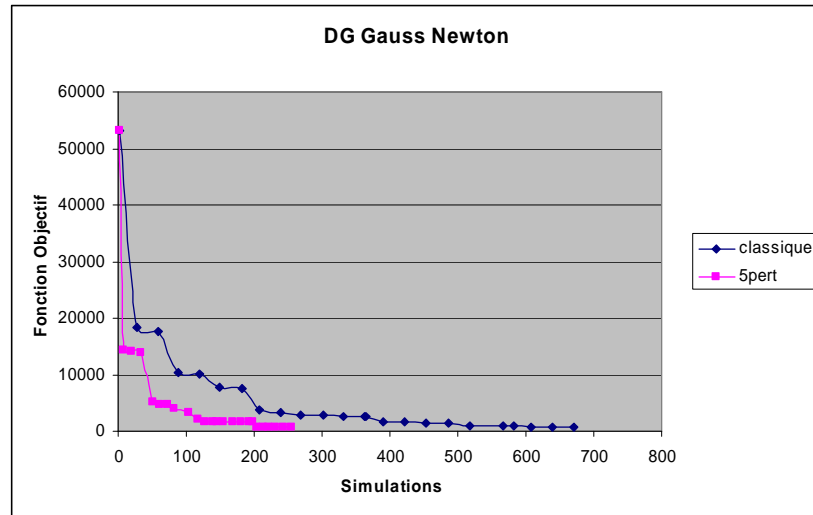
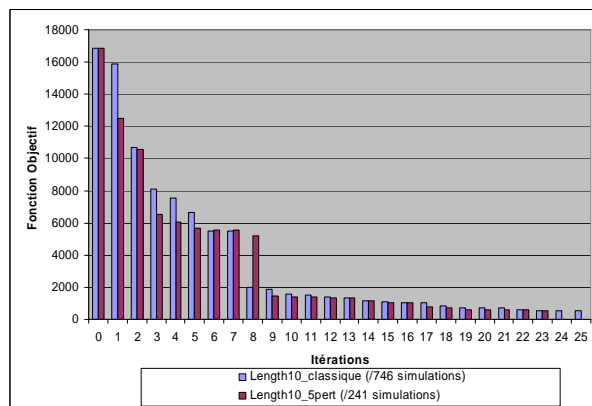
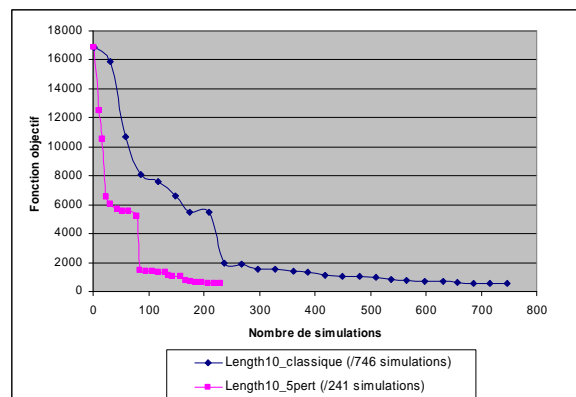


Figure 34 : Fonction objectif en fonction du nombre de simulations

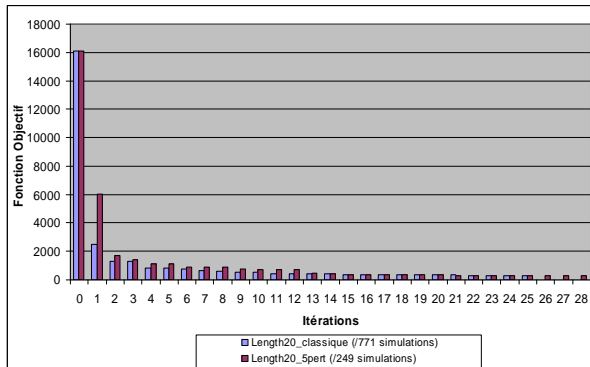
Dans les simulations ci-dessus, le champ des perméabilités est corrélé avec la longueur de 3 mailles dans la direction  $x$  et la longueur de 3 mailles dans la direction  $y$ . Plus cette longueur est grande, plus la perturbation de la perméabilité a d'impact sur plus de puits, même éloignés. Nous allons voir, dans les tests suivants, les champs de perméabilités pour une longueur de corrélation égale à 10, 20 et 30 mailles dans la direction  $x$ .



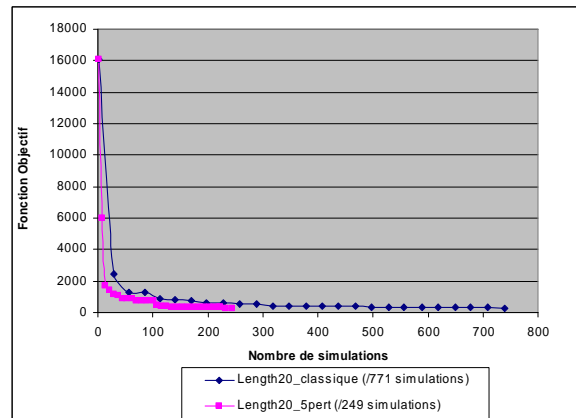
Length10 : FO pour chaque itération



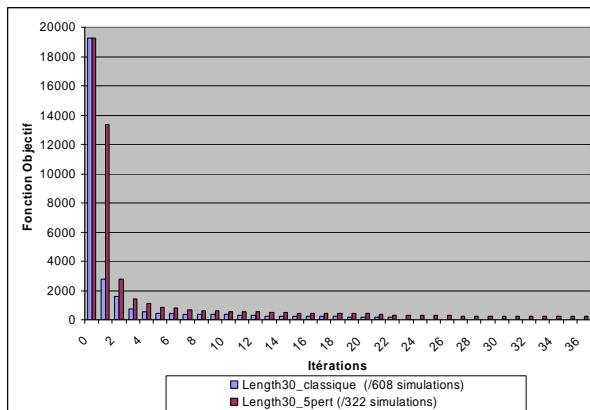
Length10 : FO en fonction du nombre de simulations



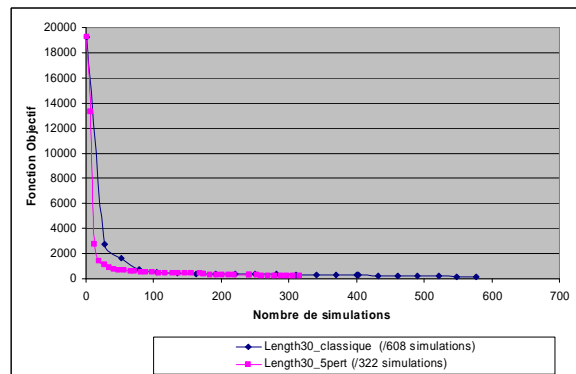
Length20 : FO pour chaque itération



Length20 : FO en fonction du nombre de simulations



Length30 : FO pour chaque itération



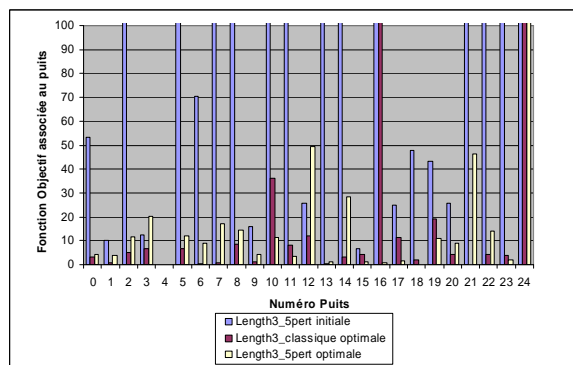
Length30 : FO en fonction du nombre de simulations

Pour une petite longueur de corrélation, les valeurs de la fonction objectif à la deuxième itération sont relativement proches. Mais plus cette longueur est grande, plus l'écart entre les deux valeurs devient grand.

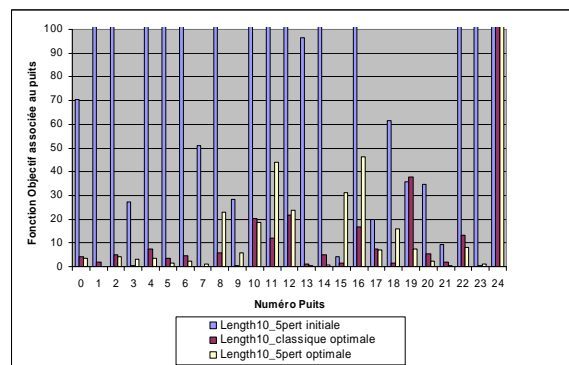
En effet, quand la longueur de corrélation est grande, l'impact d'une perturbation n'est pas limité sur le puits dans la zone perturbée et les 4 puits autour. L'influence peut être plus loin et sur plusieurs puits dans la direction x. Donc l'erreur du calcul du gradient pour la première itération est plus grande, d'où cet écart. Malgré ceci, au fil des itérations, l'écart se réduit et on retrouve à la fin des valeurs similaires et ceci, avec beaucoup moins de simulations.

#### 4.2.2 Etude de quelques puits

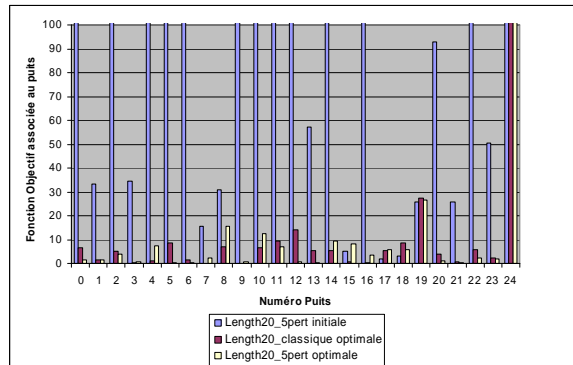
L'optimisation des débits d'huile et d'eau et les water cuts repose sur l'optimisation de la fonction objectif locale de chaque puits. Voici les tableaux des valeurs de la fonction objectif locale pour chaque puits et pour les différentes longueurs de corrélation.



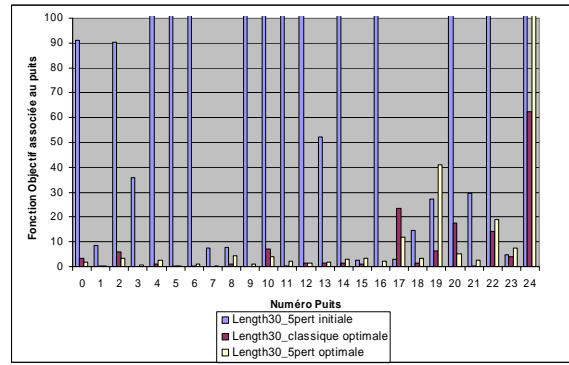
Longueur 3



Longueur 10



Longueur 20



Longueur 30

Dans l'ensemble, les fonctions objectifs aux puits sont bien réduites. Les résultats obtenus avec la méthode classique et avec la nouvelle méthode avec 5 perturbations sont très proches.

Regardons plus en détails le cas d'une longueur de corrélation égale à 20 mailles pour le puits producteur 7 et le puits injecteur 7. Les valeurs des fonctions objectifs locales correspondantes à ces puits sont :

	Initiale	5 pert. opt.	Classique opt.
PRO-7	11388,1766	7,228043	9,348625
INJ-7	164,663442	0,726915	14,039296

Nous observons que les fonctions objectifs de ces deux puits sont bien minimisées par rapport aux valeurs initiales. De plus, le résultat est meilleur avec la nouvelle approche. La minimisation de la fonction objectif locale améliore les débits de production des puits. Les graphes ci-dessous montrent qu'au départ, les débits de production sont assez éloignés des courbes de référence, mais qu'après la minimisation de la fonction objectif, les résultats pour les deux méthodes s'approchent de la courbe réelle. Cependant, nous remarquons que la nouvelle approche donne une meilleure approximation des résultats, puisque les courbes pour 5 perturbations coïncident avec les courbes de référence.

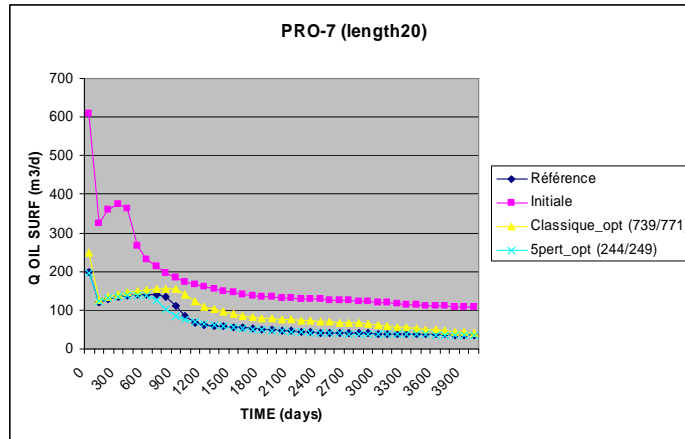


Figure 35: Débit d'huile du puits PRO-7(GN)

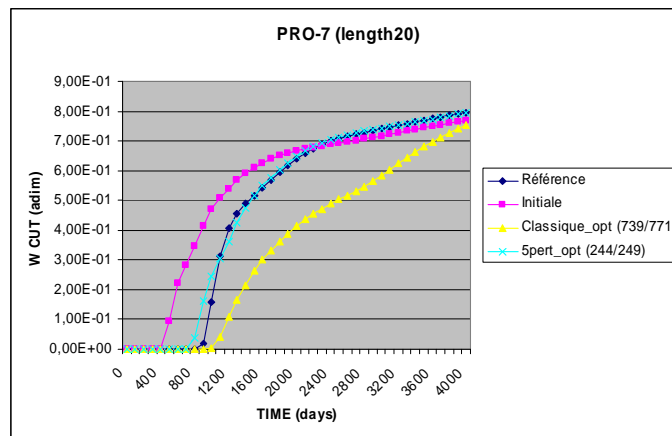


Figure 36: Water Cut du PRO-7(GN)



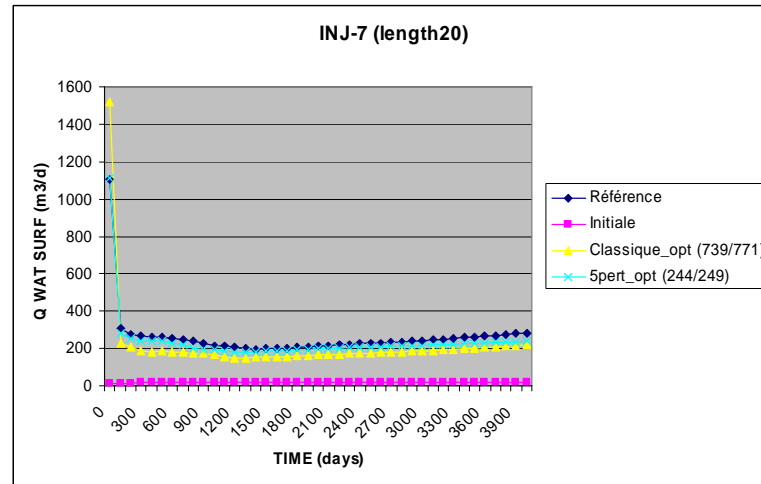
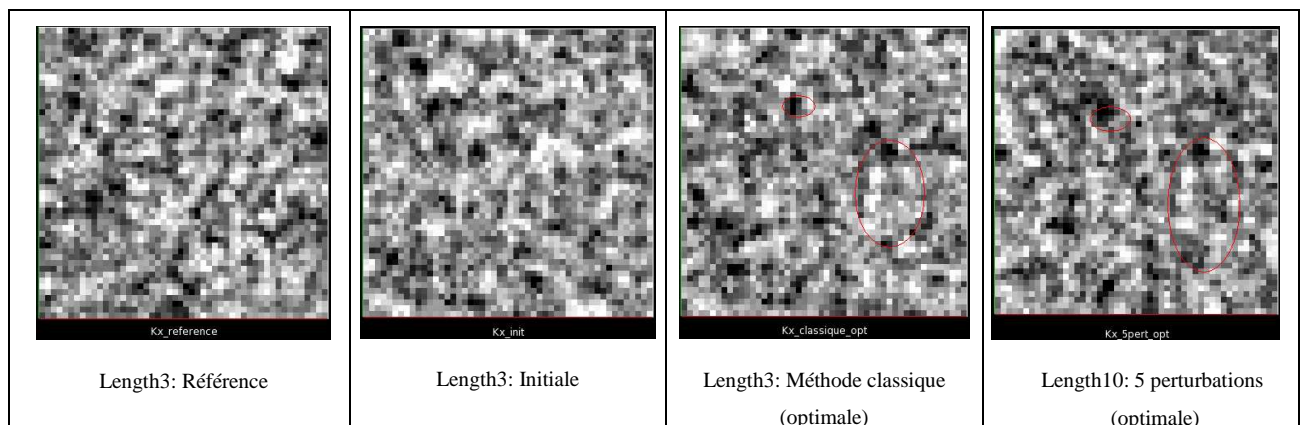
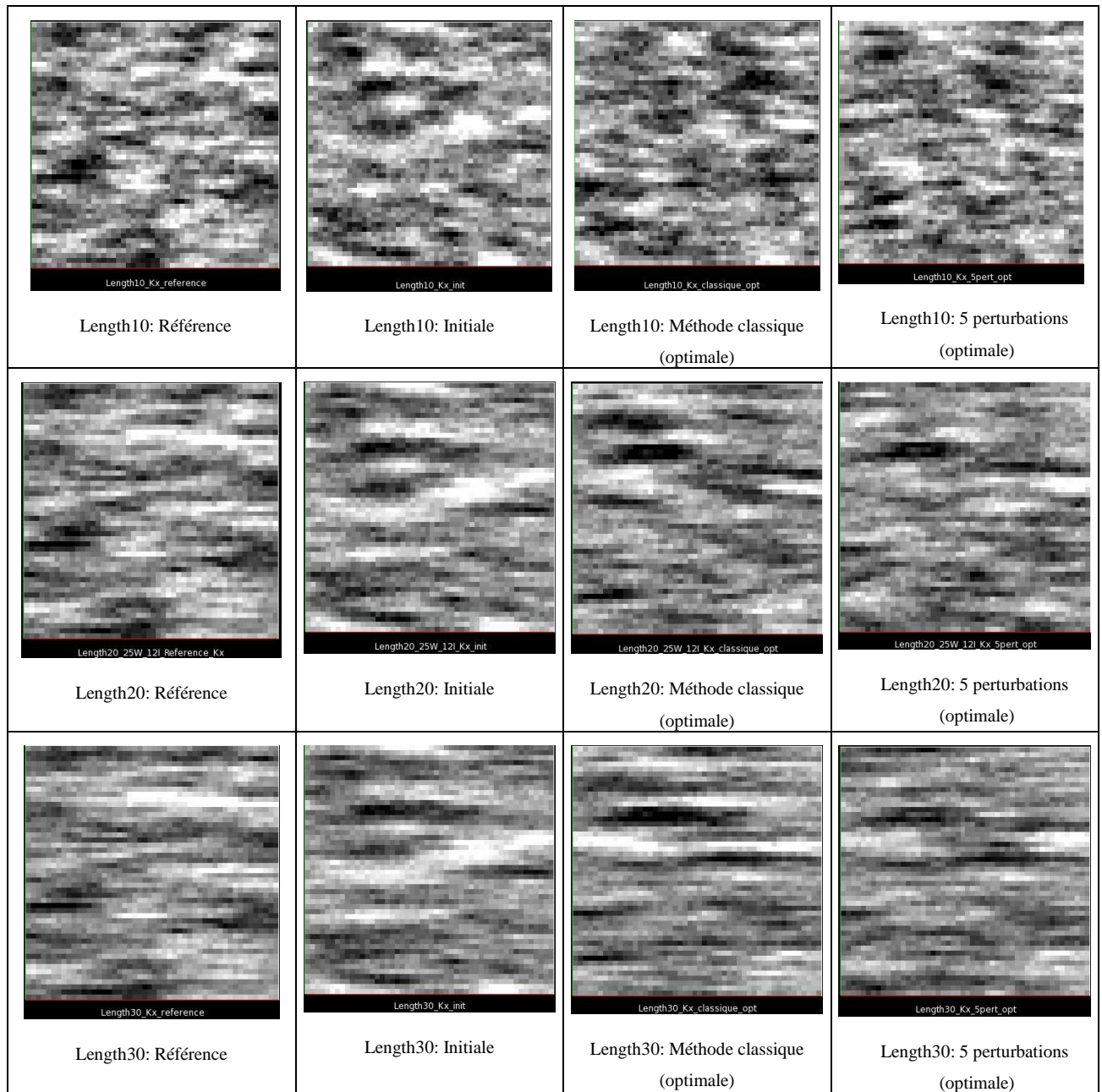


Figure 37: Débit d'eau de l'INJ-7 (GN)

#### 4.2.3 Cartes de perméabilité

Nous allons maintenant comparer les cartes de perméabilité pour les deux méthodes. Comme nous l'avons expliqué précédemment, à partir de la réalisation initiale, on obtient les cartes de perméabilité optimales issues de la méthode classique de SQPAL et de la nouvelle approche des fonctions objectifs locales pour 5 perturbations.





Sauf pour quelques régions identiques (par exemple celles en rouge), les graphes pour la longueur de corrélation égale à 3 ne sont pas très exploitables. En effet, plus la longueur de corrélation est grande et plus il y a de mailles selon l'axe  $x$  qui sont concernées par l'influence de la perturbation de la perméabilité. On observe comme un lissage de la carte des perméabilités et donc des "zones" assez distinctes.

Les cartes ne sont pas très proches de la carte de référence, ceci est peut-être dû à grand nombre de cartes de perméabilités solutions du problème. On peut cependant observer pour notre cas, que la méthode classique et la méthode des fonctions objectifs locales (5 perturbations) ont des régions assez proches.

## 5 Optimisation des skins pour un cas de 400 puits

Étudions maintenant un cas plus compliqué que les exemples précédents. Soit un réservoir hétérogène de 40000 mailles (200 mailles selon l'axe  $x$  et 200 selon l'axe  $y$ ), dans lequel 400 puits dont 200 injecteurs et 200 producteurs sont forés selon la configuration 5-spots.

La pression initiale du réservoir est 250 bars. Les puits fonctionnent à pression imposées de 320 bars aux puits injecteurs et 180 bars aux puits producteurs. Les 400 skins sont nuls pour tous les puits. Et un historique de 2000 jours est disponible pour le calage d'historique.

Les données de production mesurées sont :

- pour les puits producteurs : les débits d'huile et les water-cuts
- pour les puits injecteurs : le débit d'eau

Comme à chaque puits correspond un skin, il y a au total 400 paramètres à optimiser sachant qu'ils sont tous initialisés à 10.

La méthode classique de SQPAL, nécessite 400 perturbations pour calculer une optimisation de la fonction objectif, ce qui est très coûteux en temps CPU. De plus, CONDOR n'est pas adapté pour autant de calcul, c'est pour cela que la simulation de ce cas s'arrête avant la fin des 400 perturbations pour le calcul de la première minimisation de la fonction objectif.

Avec la méthode des fonctions objectifs locales, l'optimisation de ce cas devient possible et en peu de temps, avec seulement 5 perturbations, au lieu des 400 prévues par la méthode classique.

La fonction objectif est décomposée en 400 fonctions objectifs locales :

$$F(\lambda_1, \dots, \lambda_{400}) = \sum_{k=1}^{400} F_k(\lambda_1, \dots, \lambda_{400})$$

avec  $F_k$  la fonction objectif locale liée au puits  $k$  ( $k = 1, \dots, 400$ ), et  $(\lambda_1, \dots, \lambda_{400})$  les 400 paramètres de skins à optimiser.

Le skin d'un puits injecteur a un fort impact sur le puits lui-même et les puits producteurs qui l'entourent. De même, le skin d'un puits producteur a un impact sur le puits lui-même et sur les puits injecteurs environnants et peu d'influence sur les autres.

Donc chaque fonction objectif locale a au maximum 5 paramètres.

La planification des 5 perturbations se fait de la même façon que pour le cas 25 puits.

Dans cet exemple, nous avons testé la méthode des fonctions objectifs locales en utilisant l'approximation de la Hessienne avec la méthode de Gauss-Newton et de BFGS. Nous avons comparé les résultats au niveau de la minimisation de la fonction objectif et sur la simulation de la production de quelques puits.

## 5.1 Fonction Objectif

### 5.1.1 Gauss Newton

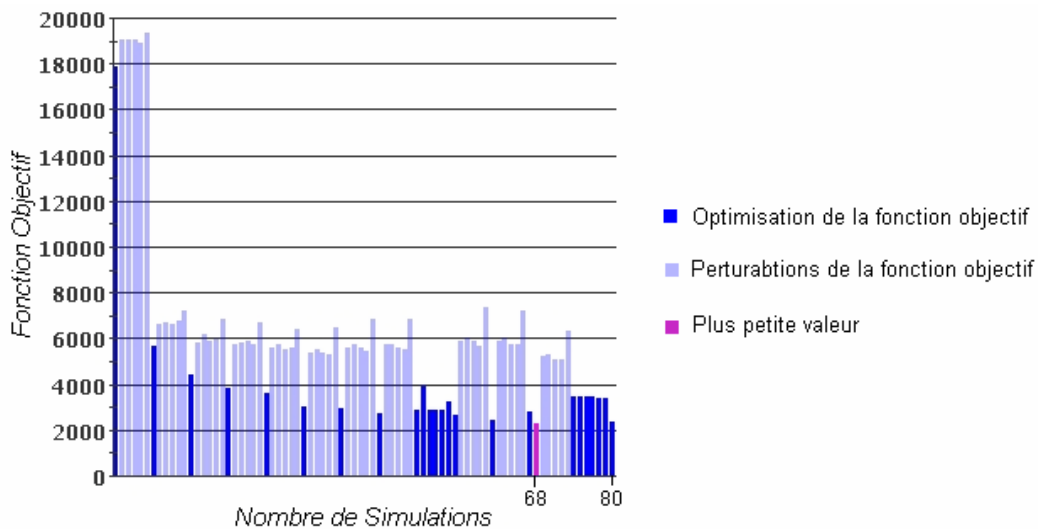


Figure 38: Fonction objectif (Gauss-Newton)

La fonction objectif est bien minimisée. On passe d'une valeur initiale de 17861.3 à 2265.24 après 68 simulations. La méthode des fonctions objectifs locaux permet d'avoir un résultat correct en seulement 80 simulations au lieu d'environ 4000 simulations si la méthode classique avait fonctionné.

### 5.1.2 BFGS

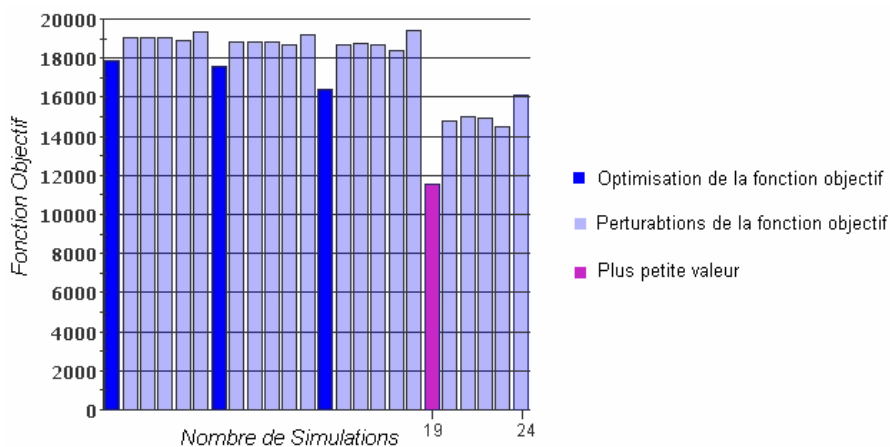


Figure 39: Fonction objectif (BFGS)

Nous avons vu précédemment et d'après les Figure 38 et Figure 39, que la minimisation de la fonction objectif est meilleure avec la méthode de Gauss-Newton qu'avec la méthode BFGS. Mais l'utilisation de la méthode BFGS permet de tester et de valider notre approche.

## 5.2 Etude de quelques puits

Les graphes suivants montrent que, notre méthode réduit significativement la fonction objectif et simule assez bien la production d'huile, d'eau et le water cut avec seulement très peu de simulations, ce que la méthode classique de SQPAL n'a pas réussi à faire.

Nous observons que la courbe initiale, que ce soit pour les débits ou pour les water cuts est assez loin de la courbe de référence, mais à la fin de la simulation, les courbes sont plus proches, en particulier, celle obtenue avec la méthode de Gauss-Newton.

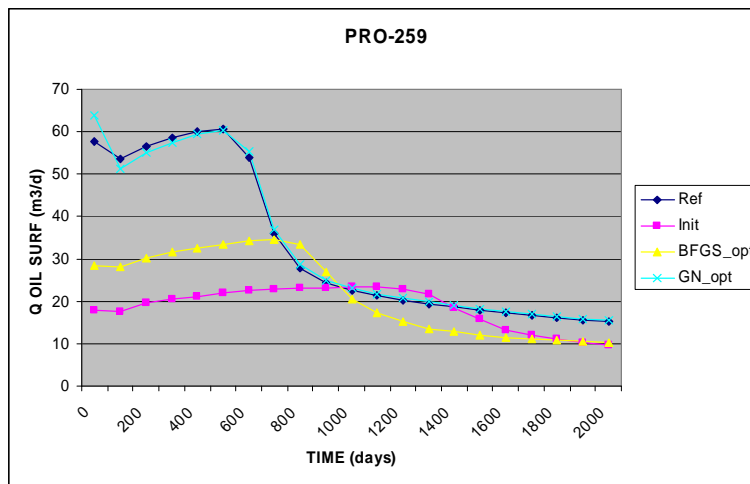


Figure 40: PRO-259, débit d'huile

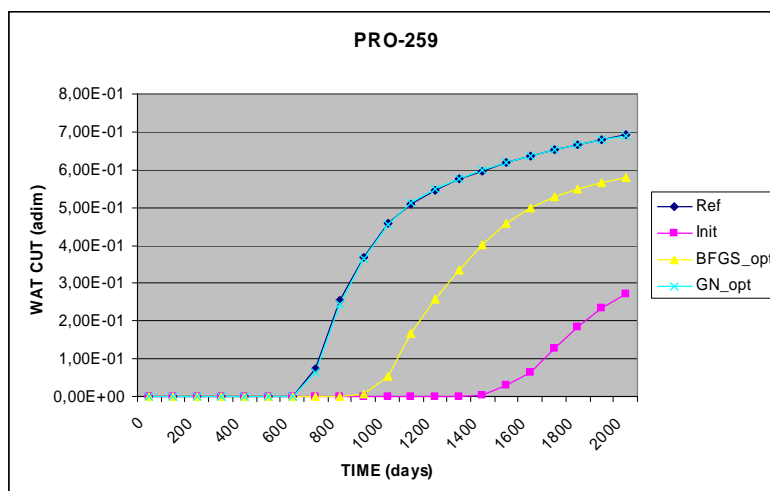


Figure 41: PRO-259, Water cut

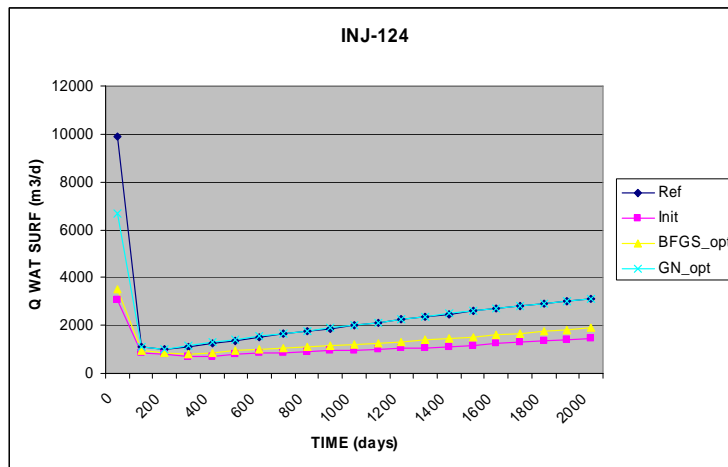


Figure 42: INJ-124, débit d'eau

## 6 Cas 400 puits en Déformation Graduelle

On définit 400 zones avec un paramètre de déformation graduelle par zone. Comme précédemment, la méthode classique n'est pas adaptée pour ce cas, donc seule la nouvelle approche avec 5 perturbations sera utilisée.

### 6.1 Fonction Objectif

La comparaison entre la méthode de BFGS et la méthode de Gauss-Newton dans la Figure 43, montre que la méthode de Gauss-Newton est meilleure. La valeur initiale de la fonction objectif est  $2.28 \times 10^6$ . A la première itération, la fonction objectif est réduite de plus de 70% pour la méthode de Gauss-Newton alors que la méthode de BFGS ne la réduit que de peu. A la fin de la simulation, elle est réduite à  $2.42 \times 10^4$  (165/177 simulations) avec la méthode de Gauss-Newton et  $1.06 \times 10^5$  (130 simulations) avec BFGS.

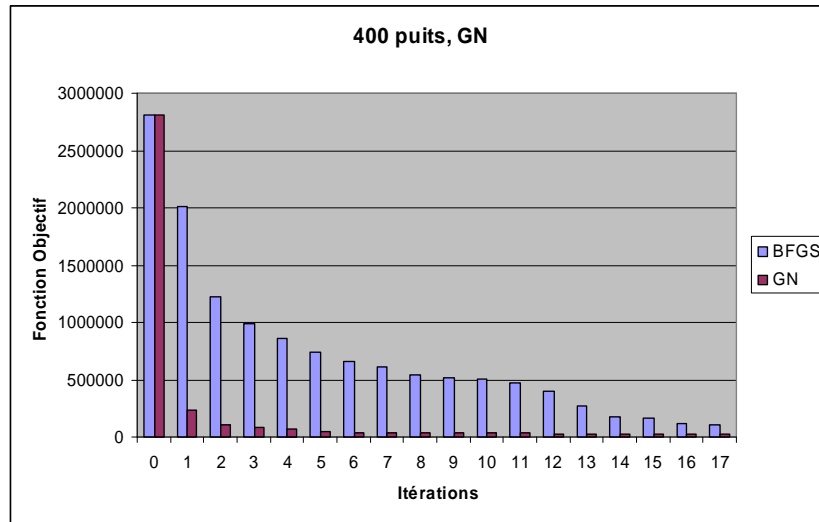


Figure 43: Comparaison des méthodes pour le calcul de la fonction objectif pour chaque itération

## 6.2 Etude de quelques puits

L'étude des valeurs des fonctions objectifs locales avant et après l'optimisation montre que ces valeurs sont réduites de beaucoup par rapport aux valeurs initiales.

Nous avons tracé ci-dessous les courbes du débit d'huile et du water cut du puits producteur PRO-229 ainsi que le débit d'eau pour le puits injecteur INJ-8. Les valeurs initiales sont très éloignées des valeurs réelles, mais à la fin de la simulation, les courbes obtenues avec la méthode de Gauss-Newton s'approchent relativement bien des valeurs de référence.

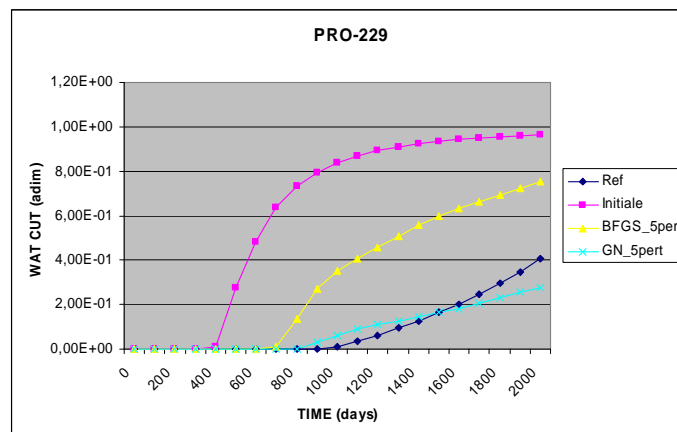


Figure 44: Water Cut du PRO-229

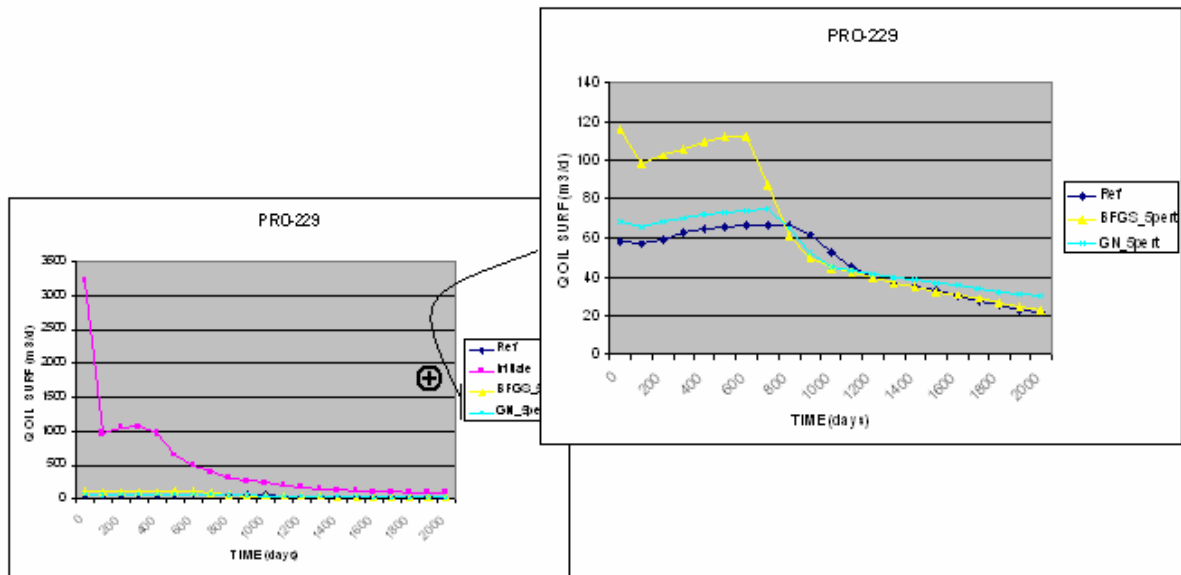


Figure 45: Débit d'huile du PRO-229

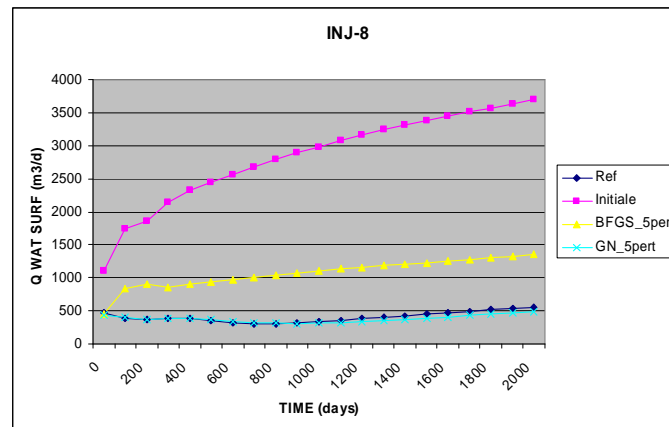


Figure 46: Débit d'eau de l'INJ-8

Même si nous ne pouvons pas comparer ces résultats avec ceux de la méthode classique de SQPAL, nous pouvons dire que notre méthode permet d'avoir des résultats très satisfaisants avec très peu de simulations. En effet, pour la méthode Gauss-Newton, il nous a fallu 177 simulations pour réduire la fonction objectif de 99.1% et 130 simulations pour la réduire de 97% avec la méthode BFGS. Pour le même nombre d'itérations, il aurait fallu à la méthode classique au moins 6800 simulations ( $17 \times 400$  perturbations), ce qui est beaucoup et nécessite beaucoup de temps de calcul.



## Conclusion et Perspectives

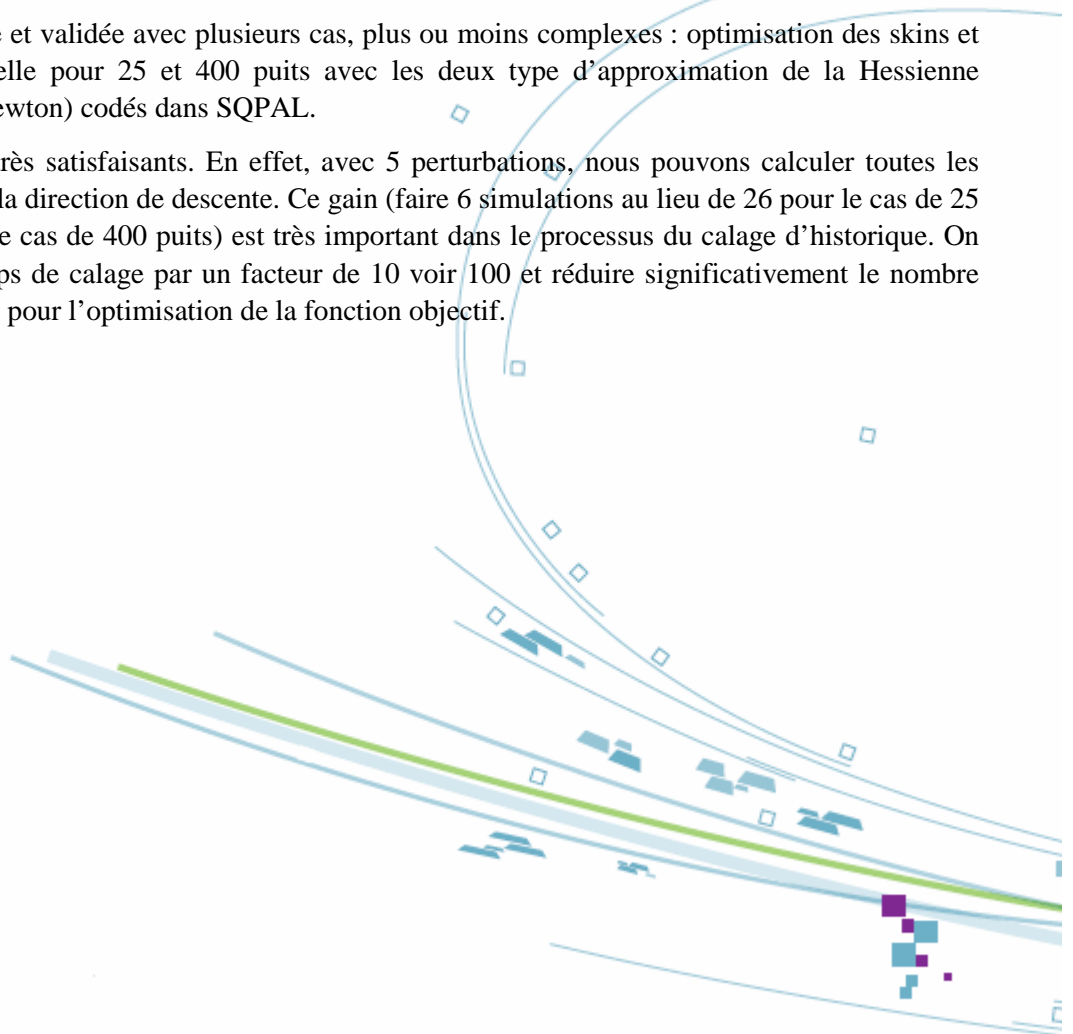
---

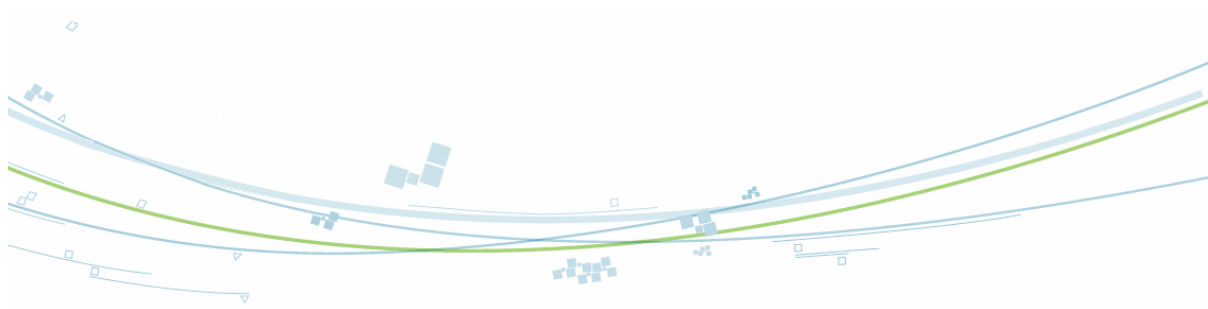
Le but de ce stage était d'étudier et d'implémenter une nouvelle approche qui permet d'améliorer l'efficacité de la résolution du problème inverse. Cette méthode repose sur le calcul des gradients numériques par un nombre réduit d'évaluations de la fonction objectif dans.

Nous avons adapté le code SQPAL pour prendre en compte la nouvelle méthode.

Nous l'avons testée et validée avec plusieurs cas, plus ou moins complexes : optimisation des skins et déformation graduelle pour 25 et 400 puits avec les deux type d'approximation de la Hessienne (BFGS et Gauss-Newton) codés dans SQPAL.

Les résultats sont très satisfaisants. En effet, avec 5 perturbations, nous pouvons calculer toutes les dérivées et trouver la direction de descente. Ce gain (faire 6 simulations au lieu de 26 pour le cas de 25 puits ou 401 pour le cas de 400 puits) est très important dans le processus du calage d'historique. On peut diviser le temps de calage par un facteur de 10 voir 100 et réduire significativement le nombre total de simulations pour l'optimisation de la fonction objectif.





## Références

---

- [1] : F. Delbos, T. Feng, J. Ch. Gilbert, D. Sinoquet, *SQPAL: A Package for General Constrained Optimization Problems*
- [2] : F. Roggero, L.Y Hu, *Gradual Deformation of Continuous Geostatistical models for History Matching*.
- [3] : F. Delbos, T. Feng, J. Ch. Gilbert, D. Sinoquet, *Nonlinear optimisation for reservoir characterization*. International conference on Engineering Optimisation, Rio de Janeiro, Brazil, 01-05 June 2008.
- [4] : D. Sinoquet, F. Delbos, *Adapted Nonlinear Optimisation Method for Production Data and 4D Seismic Inversion*, 11<sup>th</sup> European Conference on the Mathematics of Oil recovery, Bergen, Norway, 8-11 September 2008.
- [5] : R. Cossé, *Basics Of Reservoir Engineering*, éditions TECHNIP.
- [6] : Dean S. Olivier, Albert C. Reynolds, Ning Liu, *Inverse Theory for Petroleum Reservoir Characterization and History Matching*, CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS.

