



Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie

Mémoire de Fin d'Études

En vue de l'obtention du diplôme :

MASTER

Présenté par :

KHELIFATI Nabil

SMAINI Imad

Filière : Hydrocarbures

Option : Génie Pétrolier, Production des hydrocarbures

Thème :

**Modèle CRM pour la prédiction, contrôle et optimisation lors du
Waterflooding**

Devant le jury :

M. GARECHE Mourad	Professeur	UMBB	Président
M. ZERAIBI Noureddine	Professeur	UMBB	Encadreur
M. SAIFI Redha	MMA	UMBB	Examineur
M. BENYOUNES Khaled	Professeur	UMBB	Examineur
M. ABDOUNI Mohamed	ING	SH,PED Hydra	Co-encadrant

Année universitaire: 2023/2024

Remerciement

*Tout d'abord, nous aimerions dire el hamdoulilah à **notre Allah** qui nous a donné la force et la volonté de terminer ce travail.*

En toute humilité et reconnaissance, nous sommes dépassés pour reconnaître ma profondeur à tous ceux qui nous ont aidé à mettre ces idées, bien au-dessus du degré de simplicité et dans quelque chose de concret.

*Nous tenons à exprimer nos remerciements remarquables à **nos enseignants de la faculté** pour le partage de leurs connaissances de l'ensemble du curriculum, en particulier notre encadreur **Pr. ZRAIBI** et la responsable de notre club SEG **Mme Ysbaa**.*

Toute tentative à quelque niveau que ce soit ne peut être menée à bien sans le soutien et les conseils de nos familles et amis.

Nous sommes également extrêmement redevables à nos parents pour leur amour, leurs prières, leurs soins et leurs sacrifices pour nous éduquer et nous préparer pour notre avenir.

*Nous tenons également à remercier **HACHEMIRaouf, BAIZID Anes, BOUKTIR El Mouaiz, ROUABAH Oussama, BOUCHAAR Rafik, et BERREHAL Badr Eddine** d'avoir partagé avec nous leurs expériences antérieures.*

*Nous tenons à remercier **M. ABDOUNI Mohamed** de nous avoir assisté et fourni toutes les données nécessaires pour réaliser notre thèse.*

*Nous tenons également à exprimer notre gratitude à la somme des ingénieurs de **PED** pour nous aider à revoir notre travail et à répondre à nos demandes ; chacun avec son nom.*

*Enfin, nous remercions nos familles et nos amis de la **FHC** qui ont été nombreux à nous aider et à nous encourager.*

Dédicace

Je dédie ce mémoire

*À ma **plus chère mère**, celle qui croit toujours en moi, me soutient, me guide et me guide, source de mon bonheur. Ses prières ont été d'une grande aide pendant toute ma vie.*

*À mon **très cher père Mohamed**, un travailleur acharné qui s'occupe de sa famille. Vous avez été et serez toujours mon modèle.*

À ma sœur.

*Aux deux familles **KHELIFATI** et **OTMANI**.*

*À mes amis **Oussama, Mohamed** et **Wahib (Sid Ali)** Des amis sur qui vous pouvez toujours compter.*

*À mes amis de l'université **Yazid, Abderrahim, Yahya, Zino, Merouane, Ahmed, Mahio, Tarek, Amine, Ilyes, Djalil, Rafik, Yacine, Walaa Soufi, Khalil** et tous les amis avec qui j'ai partagé le parcours universitaire.*

*À mes collègues et amis de la **SEG Student Chapter**.*

*À la famille **World Learning** avec tous les mentors et les étudiants.*

À Tous ceux que j'ai rencontrés ou rencontrés au cours de mon voyage qu'on appelle la vie. Il est assez difficile de vous mentionner tous dans ces petites lignes, mais vous serez toujours dans mon cœur.

*À la famille **SMAINI**.*

Et comme toujours, les personnes spéciales sont laissées pour la fin, à mon collègue

SMAINI Imad

KHELIFATI Nabil

Dédicace

Ce mémoire est dédié :

*À ma **plus chère mère**, toujours croyante en moi, me soutenant et m'orientant, elle est la source de mon bonheur. Ses prières ont été un soutien immense tout au long de ma vie.*

*À **mon cher père Mohamed**, un homme qui travaille inlassablement pour sa famille. Vous avez été et resterez mon exemple à suivre.*

*À **ma sœur et à mon frère**.*

*Aux familles **SMAINI** et **ACHAB**.*

*À mes amis **Merouane, Ahmed** et le **Trio**, des amis sur lesquels on peut toujours compter.*

*À mes camarades d'université **Rafik, Yacine, Djalil, Mahio, Amine, Ilyes, Ayoub, Walaa, Khalil, Sami** et tous ceux avec qui j'ai parcouru ce chemin universitaire.*

*À mes collègues et amis du **SEG Student Chapter**.*

*À la famille **World Learning**, avec tous les mentors et étudiants.*

À tous ceux qui ont croisé mon chemin dans cette incroyable aventure de l'apprentissage et du partage. Je ne peux pas vous nommer tous ici, mais vous resterez dans mon cœur.

*À la famille **KHELIFATI**.*

Et enfin, une mention spéciale pour la fin, à mon collègue

***KHELIFATI Nabil**.*

SMAINI Imad

Résumé

Ce Travail utilise le CRM pour caractériser le comportement du réservoir, prédire les performances de production et permettre de prendre les décisions opérationnelles. En modélisant le réservoir comme un réseau de condensateurs et de résistances, le CRM capture efficacement la physique essentielle de l'injection d'eau, en utilisant des techniques d'identification de système pour corrélérer les changements dans les taux d'injection et de production avec les réponses du réservoir. Cette approche simplifie non seulement la dynamique complexe des réservoirs, mais fournit également un outil rapide et fiable pour la gestion des réservoirs, ce qui la rend particulièrement précieuse dans les scénarios nécessitant une prise de décision rapide.

Cette étude évalue de manière approfondie l'efficacité du CRM pour prédire et gérer le comportement des réservoirs dans différentes conditions. Des paramètres clés tels que la connectivité, l'indice de productivité et la constante de temps sont méticuleusement analysés pour adapter le CRM à des scénarios de réservoir spécifiques, garantissant une modélisation précise de la dynamique des fluides et optimisant l'efficacité du balayage. Des études de cas détaillées et des applications de données réelles mettent en évidence les performances du CRM à la fois théoriques et pratiques, démontrant ses améliorations potentielles et ses contextes d'application plus larges.

Abstract

This work employs CRM to characterize reservoir behavior, predicting production performance and informing operational decisions. By modeling the reservoir as a network of capacitors and resistors, CRM efficiently captures the essential physics of water injection, utilizing system identification techniques to correlate changes in injection and production rates with reservoir responses. This approach not only simplifies the complex dynamics of reservoirs but also provides a rapid, reliable tool for reservoir management, making it especially valuable in scenarios requiring swift decision-making.

This study extensively evaluates CRM's effectiveness in predicting and managing reservoir behavior under varying conditions. Key parameters such as connectivity, productivity index, and time constant are meticulously analyzed to tailor the CRM to specific reservoir scenarios, ensuring accurate modeling of fluid dynamics and optimizing sweep efficiency. Detailed case studies and real-world data applications highlight CRM's performance both theoretically and practically, demonstrating its potential improvements and broader application contexts.

ملخص

هذا العمل يستخدم نموذج CRM لتوصيف سلوك الخزان، متنبئاً بأداء الإنتاج ومقديماً معلومات للقرارات التشغيلية. من خلال نمذجة الخزان كشبكة من المكثفات والمقاومات، يلتقط CRM بفعالية الفيزياء الأساسية لحقن الماء، مستخدماً تقنيات تحديد النظام لربط التغييرات في معدلات الحقن والإنتاج برودود فعل الخزان. هذه الطريقة لا تبسط فقط الديناميكيات المعقدة للخزانات، بل توفر أيضاً أداة سريعة وموثوقة لإدارة الخزان، مما يجعلها ذات قيمة خاصة في السيناريوهات التي تتطلب اتخاذ قرارات سريعة.

تقيم هذه الدراسة بشكل واسع فعالية CRM في التنبؤ وإدارة سلوك الخزان تحت ظروف متغيرة. يتم تحليل المعايير الرئيسية مثل الاتصالية، مؤشر الإنتاجية، وثابت الزمن بعناية فائقة لتصميم CRM خصيصاً لسيناريوهات الخزان المحددة، مضموناً النمذجة الدقيقة لديناميكيات السوائل وتحسين كفاءة الكونس. تسلط الدراسات الحالية التفصيلية وتطبيقات البيانات العالمية الضوء على أداء CRM نظرياً وعملياً، مظهرة إمكاناته للتحسينات وسياقات التطبيق الأوسع.

Sommaire

Introduction.....	1
1 Chapitre 1 : Modèles prédictifs de réservoir	3
1.1 Introduction	3
1.2 Types de modèles prédictifs.....	3
1.3 Modèles d'Ordre Réduit	5
1.4 Application de la CRM.....	7
1.5 Avantages du CRM.....	7
1.6 Conclusion.....	7
2 Chapitre 2 : Capacitance Resistance Model.....	9
2.1 Introduction	9
2.2 Historique et développement.....	9
2.3 Les Equations de Base de Capacitance Resistance Model	11
2.4 Paramètres clés	12
2.4.1 Connectivité :	12
2.4.2 Indice de productivité J	13
2.4.3 Constante de temps τ	13
2.5 Volumes de contrôle et modèles de CRM :.....	15
2.5.1 CRMT - Volume de drainage de l'ensemble du champ	15
2.5.2 CRMP : Représentation du CRM sur la Base du Producteur	19
2.5.3 CRMIP (Représentation du CRM sur la Base de L'Injecteur-Producteur)	23
2.5.4 Integrated CRM.....	26
2.5.5 CRM-BLOCK, Représentation Raffinée Par Bloc du CRM	26
2.5.6 ML-CRM (Multi-Layer CRM / Multi-Couche CRM).....	28
2.6 Identification des paramètres	30
2.6.1 Pourquoi choisir minimize « trust-constr ».....	30
2.6.2 Contraintes et système d'inconnues.....	31
2.6.3 Fonction objective	31
2.6.4 Algorithme d'identification	31
2.7 Cas d'application 1: Kaviani et Valko Data Set	32
2.7.1 CRMT:	34
2.7.2 CRMP	38
2.7.3 CRMIP	44
2.8 Prédiction de la production à l'aide de CRM.....	48

2.8.1	Partitionnement des données	48
2.8.2	Méthodologie de prédiction.....	48
2.8.3	Cas d'application 2 : Volve Field Data	49
2.9	Conclusion.....	54
3	Chapitre 3 : Flux Fractionnel.....	56
3.1	Introduction	56
3.2	Modèles de Flux Fractionnel	56
3.2.1	Modèle de Buckley-Leverett	56
3.2.2	Modèle de Gentil.....	57
3.2.3	Modèle de Timmermann	57
3.3	Cas d'application 3.....	57
3.3.1	Modèle de Gentil.....	57
3.3.2	Modèle de Timmermann	60
3.3.3	Observation et discussion.....	62
3.3.4	Prédiction de la production d'huile	63
3.4	Conclusion.....	66
4	Chapitre 4 : CRM dans des conditions défavorables : Défis et adaptations	68
4.1	Introduction:	68
4.2	Puits de production isolé : L'impact de la dynamique de la pression	68
4.3	Puits en interactions avec l'injection de gaz : Limites et réponses	69
4.4	Conclusion.....	71
	Conclusion.....	72
	Bibliographies.....	73
	Abréviations.....	74

Liste des Figure

Figure 1-1: Types de modèles de réservoirs (Gildin et King (2013) [1])	3
Figure 2-1: Conception de réseaux de condensateurs et de résistances pour la prévision du comportement des réservoirs : (a) réseau proposé par Bruce ; (b) modèle appliqué par Wahl et a, aux champs saoudiens.[2]	10
Figure 2-3: Analyses de sensibilité de la connectivité.	13
Figure 2-4: Analyse de sensibilité de la constante de temps τ	14
Figure 2-5: Représentation du réservoir en un seul bloc(CRMT).....	15
Figure 2-6: Variation par paliers du taux d'injection(SVIR) de l'instant t_0 à l'instant tn	17
Figure 2-7: Variation linéaire du taux d'injection (LVIR) de l'instant t_0 à l'instant tn	18
Figure 2-8: Représentation basée sur les puits producteur (CRMP).	20
Figure 2-9: Représentation basée sur les paires injecteurs-producteurs (CRMIP).....	23
Figure 2-10: Représentation par blocs en séries (CRM-Block).	27
Figure 2-11: Représentation par blocs en parallèle (ML-CRM).	29
Figure 2-12: Algorithme d'optimisation pour l'ajustement des paramètres et la validation des contraintes.	32
Figure 2-13: Répartition des puits de production et d'injection dans le champ synthétique.....	32
Figure 2-14: Taux de Production de Liquide des puits producteurs	33
Figure 2-15: : Taux d'Injection d'eau des puits producteurs	33
Figure 2-16: Taux de Production de Liquide totale au niveau du champ	34
Figure 2-17: Taux de Production de Liquide totale au niveau du champ	35
Figure 2-18: Résultats de l'History Match du liquide de production - CRMT.	36
Figure 2-19: Résultats Initial de l'History Matching du liquide de production sans Optimisation - CRMT.	36
Figure 2-20: Résultat Final de l'History Matching du liquide de production avec Optimisation - CRMT.	37
Figure 2-21: Résultat Final de l'History Match du liquide de production SVIR - CRMT.....	38
Figure 2-22: Résultat Final de l'History Match du liquide de production LVIR - CRMT.	38
Figure 2-23: Initialisation des inconnus du CRMP dans l'algorithme minimize('trust-constr').....	40
Figure 2-24: Intervalles des inconnus du CRMP dans l'algorithme minimize('trust-constr').	41
Figure 2-25: Initialisation de la contrainte sur les connectivités dans l'algorithme minimize('trust-constr').	41
Figure 2-26: Résultats de l'History Match du liquide de production sur les 4 puits producteurs - CRMP.	43
Figure 2-27: Résultats de l'History Match du liquide de production sur les 4 puits producteurs – CRMIP.....	46
Figure 2-28: Contributions des injecteurs à la production de liquide P1 - CRMIP.	47
Figure 2-29: Algorithme d'optimisation pour l'ajustement des paramètres et la validation des contraintes.	49
Figure 2-30: Production liquide des puits producteur du champ de Volve.....	50
Figure 2-31: Injection d'eau des puits injecteurs du champ de Volve.....	50
Figure 2-32: Résultats de l'History Match du liquide de production sur les 5 puits producteurs - CRMP.....	52
Figure 3-1: La production d'huile observée et calculée par modèle de Gentil	61
Figure 3-2: La production d'huile observée et calculée par modèle de Timmermann	61
Figure 3-3: Résultats de la prédiction de production d'huile par modèle de Gentil - CRMP.....	64
Figure 3-4: Résultats de la prédiction de production d'huile par modèle de Timmermann - CRMP.....	65
Figure 4-1: Profil de production du puits isolé	68
Figure 4-2: Résultats de l'History match de production du liquide du puits isolé par CRMP.....	69
Figure 4-3: Résultats de l'History match de production du liquide de P6 par CRMP.....	69
Figure 4-4: Profil de production pour différents puits (P1 à P7).....	70
Figure 4-5: Profile d'injection de gaz pour différents injecteurs.....	70

Liste des Tableaux

Table 2-1: Résultats de l'History Matching des liquides de production - CRMT	35
Table 2-2: Configuration de l'algorithme d'optimisation minimize (trust-constr) pour le CRMP.	39
Table 2-3: Résultats de l'History Matching des liquides de production - CRMP.....	42
Table 2-4: Configuration de l'algorithme d'optimisation minimize (trsust-constr) pour le CRMIP.	44
Table 2-5: Résultats des f_{ij} de l'History Matching des liquides de production - CRMIP.....	44
Table 2-6: Résultats des τ_{ij} de l'History Matching des liquides de production - CRMIP.....	44
Table 2-7: Résultats de prédiction de production avec CRM.....	50
Table 3-1: Valeurs des α_j , β_j et f_{ij}	57
Table 3-2: Résultats de l'History Matching de la production d'huile par modèle de Gentil – CRMP.....	57
Table 3-3: Valeurs des α_j , β_j	59
Table 3-4 Résultats de l'History Match de la production d'huile par modèle de Timmermann - CRMP....	61
Table 3-5: Résultats de la prédiction de la production d'huile par modèle de Gentil - CRMP.....	62
Table 3-6: Résultats de la prédiction de la production d'huile par modèle de Timmermann – CRMP...	64

Introduction

Dans le domaine pétrolier, la compréhension du comportement des puits et des réservoirs est primordiale. Les complexités inhérentes à ces systèmes découlent d'une myriade de facteurs géologiques, géophysiques et opérationnels qui interagissent de manière dynamique et souvent imprévisible. Les équations qui décrivent l'écoulement des fluides, les variations de pression et les caractéristiques des réservoirs peuvent être très complexes et nécessiter des solutions mathématiques sophistiquées. Compte tenu de cette complexité, la simulation apparaît comme un outil crucial, permettant aux ingénieurs de modéliser et de prédire le comportement des réservoirs dans divers scénarios. Ces simulations intègrent de vastes ensembles de données pour recréer et étudier les processus complexes qui se produisent dans un réservoir, depuis les schémas d'injection d'eau jusqu'à l'impact des hétérogénéités géologiques sur la dynamique des fluides. En simulant différentes stratégies de production et processus de récupération, les ingénieurs peuvent visualiser les résultats, optimiser les opérations et prendre des décisions éclairées sur le placement des puits et les stratégies à entreprendre afin de produire dans des conditions optimales.

Cependant, l'utilité de ces simulations détaillées se paie par des exigences de calcul élevées et des investissements en temps importants, ce qui peut constituer un inconvénient majeur dans les scénarios nécessitant une prise de décision rapide. Dans le domaine dynamique de la production pétrolière, où il faut réagir rapidement et avec précision aux évolutions des conditions des réservoirs ou aux stratégies opérationnelles, s'appuyer sur des modèles de simulation conventionnels n'est pas toujours pratique. Ces modèles, chronophages, nécessitent des ressources informatiques importantes qui ne sont pas toujours disponibles lors des phases opérationnelles urgentes. Cette limitation est particulièrement marquée dans la gestion des opérations d'injection d'eau, où des ajustements doivent être faits en réponse à des changements imprévus dans les conditions du réservoir ou la dynamique de production.

Afin de relever ces défis, l'industrie pétrolière s'intéresse de plus en plus aux modèles d'ordre réduit. Ces modèles permettent de trouver un équilibre entre le niveau de détail des simulations plein champ et la nécessité d'accélérer les temps de calcul. Les modèles d'ordre réduit simplifient les équations complexes des simulations traditionnelles pour se concentrer sur les variables et les interactions les plus critiques qui influencent le comportement des réservoirs, fournissant ainsi des résultats fiables avec des efforts de calcul considérablement réduits.

Le modèle Capacitance-Résistance (CRM) est un exemple de ce type de modèle. Il réduit la dynamique du réservoir à un réseau de condensateurs et de résistances, capturant efficacement la physique essentielle des processus d'injection d'eau. Cette approche utilise des techniques d'identification de système pour relier les changements dans les taux d'injection et de production aux réponses du réservoir, offrant ainsi un outil rapide et fiable pour la gestion du réservoir. La capacité du CRM à fournir des prévisions rapides en fait un atout inestimable pour l'optimisation de la stratégie opérationnelle et la prise de décision en temps réel.

Pour atteindre notre objectif d'explorer en profondeur le CRM, en évaluant son efficacité et son efficacité dans la prévision et la gestion du comportement des systèmes de réservoirs complexes. Nous étudierons la manière dont le CRM s'adapte aux différentes conditions du réservoir, sa fiabilité dans différents scénarios et ses limites pratiques. En menant des études de cas détaillées et en appliquant le CRM à des données réelles, ce travail évaluera ses performances à la fois sous l'angle théorique et sous l'angle pratique, offrant un aperçu de ses améliorations potentielles et de ses contextes d'application plus larges.

Chapitre 1 :

Modèles prédictifs de

réservoir

1 Chapitre 1 : Modèles prédictifs de réservoir

1.1 Introduction

Les modèles prédictifs de réservoir sont essentiels pour améliorer les résultats de la simulation concernant la récupération du pétrole et optimiser le développement des gisements. Ils simulent le comportement des réservoirs dans différents scénarios, aidant ainsi les ingénieurs à optimiser la production et à estimer les réserves. Ces modèles intègrent des données géologiques, géophysiques et techniques pour fournir des prévisions précises, essentielles pour évaluer des techniques telles que l'injection d'eau et la récupération assistée du pétrole (« Enhanced Oil Recovery » ou EOR).

Les progrès de la puissance de calcul et de la physique des réservoirs ont transformé ces modèles, qui étaient de simples outils, en simulations complexes qui rendent compte des caractéristiques géologiques détaillées. Le Capacitance Resistance Model (CRM), un important modèle d'ordre réduit, relie les taux d'injection et de production en utilisant des techniques d'identification de système, offrant des prévisions rapides et fiables cruciales pour l'optimisation de la stratégie.

Les sections suivantes explorent les techniques de modélisation des réservoirs et fournissent une analyse détaillée du CRM, soulignant l'importance de sélectionner le modèle approprié pour une gestion efficace des réservoirs.

1.2 Types de modèles prédictifs

Dans le génie des réservoirs, plusieurs techniques de modélisation sont utilisées pour répondre aux différentes complexités des réservoirs, à la disponibilité des données et aux objectifs du projet. Les capacités de ces modèles varient, ce qui permet d'adopter une approche personnalisée pour optimiser les performances. Chaque technique aborde des aspects spécifiques de la gestion, en équilibrant la qualité des données, les ressources informatiques et la précision souhaitée. La compréhension de cet éventail permet une sélection précise et une application efficace des modèles pour répondre aux besoins spécifiques du projet.

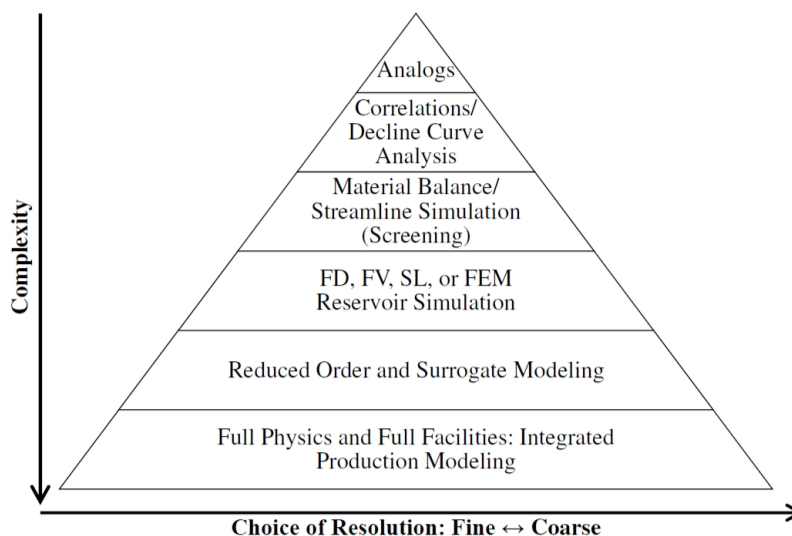


Figure 1-1: Types de modèles de réservoirs (Gildin et King (2013) [1])

- **Modèles analogiques :**

Ils représentent l'une des formes les plus simples de modélisation de réservoir, reposant sur l'identification et l'analyse de réservoirs similaires aux caractéristiques bien comprises. Ces modèles exploitent les données et les connaissances de réservoirs analogues et bien étudiés pour faire des déductions et des prédictions sur le comportement du réservoir cible. Particulièrement utiles dans les premières phases de développement d'un gisement ou dans les environnements où les données sont rares, les modèles analogiques fournissent des informations préliminaires précieuses en s'appuyant sur des analogies établies pour prévoir le comportement du réservoir.

- **Modèles analytiques :**

Ces modèles utilisent des formules mathématiques et des solutions fermées pour représenter les phénomènes physiques au sein d'un réservoir, en décrivant les principes fondamentaux qui régissent l'écoulement des fluides dans les milieux poreux. Plus complexes que les modèles analogiques, ils sont moins détaillés que les simulations numériques, mais sont appréciés pour leur efficacité de calcul et leur capacité à fournir des informations rapides. Ces modèles sont particulièrement utiles pour les évaluations préliminaires, l'estimation des réserves, la prévision de la production et la planification initiale du développement des champs.

- **Les simulations numériques:**

Les méthodes des différences finies (FD), des volumes finis (FV) et des éléments finis (FEM), représentent le summum des techniques de modélisation des réservoirs, car elles offrent les représentations les plus complètes et les plus détaillées du comportement des réservoirs. Ces techniques avancées discrétisent le réservoir en une grille ou un maillage et résolvent les équations régissant les processus d'écoulement et de transport des fluides, ce qui leur permet de traiter des structures géologiques complexes, des hétérogénéités et des changements dynamiques dans les propriétés du réservoir au fil du temps. Bien qu'elles nécessitent des ressources de calcul importantes et des données détaillées, les simulations numériques fournissent les prévisions les plus précises et des informations détaillées sur les performances des réservoirs, en tenant compte à la fois des complexités opérationnelles et des caractéristiques géologiques complexes.

- **Modèles d'ordre réduit, de surrogate et de proxy :**

Ces modèles permettent d'équilibrer les détails des simulations numériques complexes et l'efficacité des calculs. Ils simplifient les modèles détaillés originaux à l'aide de techniques avancées telles que la méthodologie de la surface de réponse, le machine Learning et la modélisation d'ordre réduit. Développés en simplifiant les équations directrices ou l'apprentissage statistique à partir de données historiques, ces modèles sont précieux pour la prise de décision en temps réel, la quantification de l'incertitude et les scénarios avec des ressources informatiques limitées. Ils offrent une précision raisonnable, permettant une évaluation rapide des scénarios et des études d'optimisation sans les données intensives et les exigences de calcul des simulations numériques complètes.

La complexité des modèles de réservoir dépend des objectifs du projet, des caractéristiques du réservoir et des données disponibles. Au fur et à mesure que les modèles passent de l'analogique à l'intégration complète, leur complexité, leurs besoins en données et leurs exigences en matière de calcul augmentent. Les modèles simples, comme les équations de bilan matière et les courbes de déclin de base, sont idéaux pour les évaluations initiales avec peu de données, car ils permettent des analyses rapides. Cependant, ils supposent souvent l'homogénéité du réservoir et ne tiennent pas compte des variations, ce qui entraîne des inexactitudes dans les réservoirs complexes.

Il est essentiel de trouver un équilibre entre la complexité du modèle et les données, les ressources et les objectifs. Chaque progrès offre une plus grande fidélité et une meilleure adaptabilité, mais doit être mis en balance avec les contraintes de ressources. Les modèles trop complexes peuvent être coûteux sans apporter d'avantages proportionnels, tandis que les modèles simplistes peuvent manquer d'informations nécessaires. Une approche hybride, utilisant des modèles simples pour des évaluations rapides et des simulations détaillées pour les décisions finales, est efficace. Cette stratégie tire parti des forces des deux, permettant une gestion flexible qui s'adapte à l'évolution des données.

1.3 Modèles d'Ordre Réduit

Dans le génie des réservoirs, la modélisation d'ordre réduit (ROM) simplifie les simulations de réservoirs complexes tout en préservant les caractéristiques essentielles nécessaires à la réalisation de prédictions précises. Cette approche réduit considérablement les coûts et le temps de calcul, ce qui la rend particulièrement adaptée aux analyses itératives et à la prise de décision en temps réel. On trouvera ci-dessous une discussion détaillée des différents modèles d'ordre réduit, en commençant par les plus simples et en progressant vers des techniques plus sophistiquées.

- **Équation du bilan matière (MBE)**

L'équation du bilan matière est un concept fondamental dans le génie des réservoirs, utilisé pour estimer les hydrocarbures d'origine en place en équilibrant l'entrée et la sortie des fluides. Elle repose sur l'hypothèse d'un réservoir homogène, et constitue une méthode de calcul simple qui ne nécessite pas de données spatiales détaillées.

L'MBE s'avère particulièrement utile aux premiers stades de l'exploitation d'un gisement, lorsque les données sont rares. Elle permet d'estimer le volume d'hydrocarbures récupérables en fonction des données de production, de la pression du réservoir et des propriétés des fluides. La simplicité de l'MBE peut devenir une limite lorsqu'il s'agit de réservoirs hétérogènes ou compartimentés, ou en cas d'afflux important d'eau ou de gaz, où des modèles plus complexes sont nécessaires pour rendre compte avec précision de cette dynamique.

- **Analyse de la courbe de déclin (DCA)**

S'appuyant sur la simplicité de l'MBE, l'analyse de la courbe de déclin utilise les données de production historiques pour prévoir les taux de production futurs et la récupération finale à l'aide de courbes empiriques. Cette méthode est privilégiée en raison des données minimales qu'elle requiert. La méthode classe le déclin en modèles exponentiels, hyperboliques et harmoniques, chacun étant adapté à des conditions de réservoir ou à des stades de production différents. La facilité d'application et d'interprétation de la DCA en fait une méthode largement utilisée, bien que sa précision dépende fortement de la cohérence des tendances de production historiques et ne tienne pas compte des changements dans les conditions d'exploitation ou les propriétés du réservoir.

- **Simulation Streamline**

La simulation Streamline réduit la complexité des calculs d'écoulement des fluides en se concentrant sur les voies d'écoulement entre les puits injecteurs et les puits producteurs. Elle est particulièrement utile pour visualiser l'efficacité du balayage et soutenir les décisions de gestion des inondations. Bien qu'elle soit moins exigeante en termes de calcul, son efficacité est réduite dans les réservoirs très hétérogènes ou fracturés où les lignes de courant peuvent ne pas capturer de manière adéquate les schémas d'écoulement complexes.

- **Modèles de proxy**

Les modèles de proxy sont des modèles algébriques ou statistiques qui se rapprochent du comportement de modèles de simulation plus complexes, tels que la méthodologie de la surface de réponse (RSM), la régression polynomiale et les modèles de machine Learning. Ces modèles sont utilisés pour réaliser rapidement des analyses de sensibilité, des routines d'optimisation et la quantification de l'incertitude, qui nécessiteraient des calculs intensifs avec des modèles de haute fidélité.

- **Capacitance Resistance Model (CRM)**

Le Capacitance Resistance Model (CRM) est un outil spécialisé conçu pour traiter les complexités de la modélisation de l'injection d'eau dans les réservoirs de pétrole [2]. Il simplifie le réservoir en un réseau de condensateurs et de résistances interconnectés - les condensateurs représentent les volumes du réservoir et les résistances symbolisent les restrictions d'écoulement entre ces volumes. Ce modèle est particulièrement utile dans les scénarios où les données détaillées de caractérisation des réservoirs sont rares ou lorsque des capacités de prédiction rapide sont nécessaires, comme l'History Matching, la prévision et l'optimisation de la production

Le CRM utilise des techniques d'identification de système pour relier les changements de production ou de taux d'injection à la réponse du réservoir, en capturant la physique essentielle de l'injection d'eau, y compris la propagation du front d'eau, la connectivité puits-réservoir et les effets de l'hétérogénéité sur l'efficacité du balayage. En traitant le réservoir comme une série d'éléments capacitifs et résistifs et en les ajustant sur la base des données de production historiques, le CRM peut prévoir les tendances de production futures et fournir des informations précieuses pour l'optimisation des opérations d'injection d'eau.

Le choix du CRM pour cette thèse est motivé par son mélange unique de simplicité, d'efficacité et d'efficacité dans la gestion des réservoirs, en particulier dans les conditions complexes de l'injection d'eau. Sa capacité à fournir des prévisions rapides avec un minimum de données s'aligne bien avec les contraintes communes rencontrées dans de nombreux projets de génie des réservoirs, telles que la disponibilité limitée des données et la nécessité d'une prise de décision rapide. En outre, l'applicabilité du CRM aux champs nouveaux et matures en fait un outil polyvalent dans l'arsenal des stratégies de gestion des réservoirs.

1.4 Application de la CRM

La CRM est particulièrement utile pour la détection des failles et des fractures dans le réservoir. En analysant les anomalies dans les schémas d'écoulement des fluides, semblables aux irrégularités de tension dans un circuit, la CRM peut aider à identifier les zones de discontinuité ou de perméabilité plus élevée.

Dans les opérations d'injection d'eau, le CRM aide à optimiser les stratégies d'injection en prédisant la réponse du réservoir à différents scénarios d'injection. Cela permet de mieux gérer la pression du réservoir et d'améliorer la récupération du pétrole en gérant efficacement la coupure d'eau dans les puits de production.

1.5 Avantages du CRM

Rapidité et efficacité : L'un des avantages les plus significatifs du CRM est son efficacité de calcul. Contrairement aux modèles de simulation de champ complet, le CRM nécessite moins de ressources informatiques et peut fournir des résultats rapides, ce qui le rend idéal pour la prise de décision en temps réel (Lee et Kim, 2021) [3].

Efficacité des données : Le CRM peut fonctionner efficacement avec des données limitées, ce qui est particulièrement avantageux dans les réservoirs où la collecte de données est difficile ou lorsque les données opérationnelles sont rares.

Modélisation de l'interférence des puits : Le CRM excelle dans la modélisation des interférences entre les puits, ce qui permet aux ingénieurs d'évaluer l'impact des performances d'un puits sur les autres. Cet aspect est crucial pour planifier le placement des puits, programmer la production et optimiser le développement global du champ.

1.6 Conclusion

Ce chapitre a passé en revue un éventail de modèles de réservoirs prédictifs, avec en point d'orgue un examen approfondi du Capacitance Resistance Model (CRM). Les chapitres suivants approfondiront le CRM, en examinant ses applications et son efficacité dans la gestion des défis complexes posés par les réservoirs. Cette discussion fournira un cadre pratique pour comprendre comment le CRM peut être utilisé stratégiquement pour améliorer les performances et l'optimisation des réservoirs.

Chapitre 2 :

Capacitance Resistance

Model

2 Chapitre 2 : Capacitance Resistance Model

2.1 Introduction

Le Capacitance Resistance Model (CRM) représente une innovation cruciale dans la gestion des réservoirs, car il optimise l'injection d'eau en modélisant la dynamique des réservoirs comme des circuits électriques. Utilisant des techniques de traitement des signaux, le CRM traite les taux d'injection comme des signaux d'entrée et les taux de production comme des signaux de sortie, à la manière d'un circuit résistance-condensateur (RC) dans le domaine de l'électrotechnique. Ce modèle simplifie la dynamique complexe des réservoirs, permettant une comparaison directe des réponses des taux de production aux changements des taux d'injection, tout comme l'observation des changements de tension à travers un condensateur en réponse aux changements de potentiel de la batterie.

L'efficacité et la précision du CRM en matière de comparaison et de prévision des historiques de production sont très appréciées, car il utilise les données disponibles telles que la production, l'injection et les pressions au fond lorsqu'elles sont accessibles. Développé pour améliorer les performances des champs en temps réel, le CRM simplifie le processus de caractérisation des réservoirs. Contrairement aux modèles de simulation traditionnels qui nécessitent des propriétés de réservoir détaillées pour chaque bloc de grille, CRM utilise une approche semi-analytique basée sur la régression non linéaire multivariable pour interpréter les signaux d'entrée et de sortie. Cette approche ne nécessite pas d'estimations a priori des propriétés physiques du réservoir, ce qui simplifie le processus de gestion du réservoir.

Les paramètres de connectivité - ou gains - et les constantes de temps sont au cœur de la CRM. Ils permettent d'étalonner le modèle de bilan matière basé sur les signaux du réservoir, de la même manière que les potentiels électriques sont transformés dans les circuits RC. Les applications pratiques de la CRM se sont avérées particulièrement précieuses pour développer des stratégies et contrôler les processus d'injection dans les champs matures, fournissant des données cruciales pour l'optimisation de la production et la prise de décision afin de maximiser la valeur économique des réservoirs.

2.2 Historique et développement

Le Capacitance Resistance Model (CRM) intègre efficacement les principes de la théorie des circuits électriques pour améliorer la compréhension et la gestion de la dynamique des fluides dans les réservoirs de pétrole. Ce modèle s'appuie sur des analogies profondément ancrées entre le comportement des circuits électriques et l'écoulement des fluides dans les milieux poreux, ce qui en fait un outil indispensable pour le génie des réservoirs.

- **Contexte historique et analogies :**

Les fondements conceptuels de la CRM remontent aux concepts fondamentaux de la théorie des circuits électriques et aux premières applications expérimentales. En particulier, en 1942, des expériences utilisant des circuits condensateur-résistance

pour simuler l'écoulement des fluides dans les réservoirs ont ouvert la voie à l'application pratique de ces principes électriques au génie pétrolier [4]. Ces expériences ont mis en évidence les parallèles entre l'écoulement d'un fluide dans un milieu poreux et l'écoulement d'électrons dans un conducteur, ouvrant ainsi la voie au développement du CRM. Cette expérience historique a mis en évidence l'utilité du CRM pour imiter les comportements des réservoirs, permettant ainsi des processus de prise de décision plus éclairés dans la gestion des réservoirs.

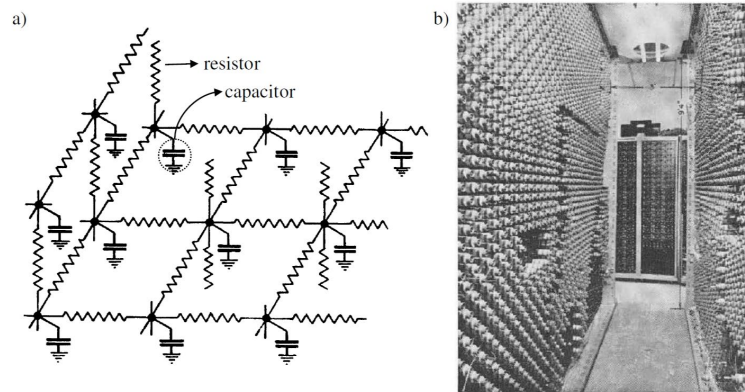


Figure 2-1: Conception de réseaux de condensateurs et de résistances pour la prévision du comportement des réservoirs : (a) réseau proposé par Bruce ; (b) modèle appliqué par Wahl et al., aux champs saoudiens.[2]

- **Analogies entre débit et résistance :**

Dans les circuits électriques, la loi d'Ohm [$I = \Delta E / R$] décrit comment un courant circule à travers une différence de potentiel, la résistance R influençant le débit. De même, dans les systèmes de réservoirs, l'équation de productivité [$q = J \cdot \Delta p$], analogue à la loi de Darcy, modélise le débit de fluide en fonction de la différence de pression Δp . Ici, J représente la productivité du réservoir, analogue à l'inverse de la résistance électrique, influencée par les propriétés du fluide et de la roche.

- **Analogies entre stockage et capacité :**

La capacité dans les circuits électriques [$C = I \cdot dt / dE$] illustre la manière dont les condensateurs stockent et régulent la charge, un concept directement applicable à la manière dont les réservoirs gèrent les volumes de fluide par le biais de l'équation de compressibilité [$C = -q \cdot dt / dp$]. Cette analogie permet d'expliquer la capacité du réservoir à stocker et à libérer des fluides en réponse aux variations de pression, à l'instar des variations de tension dans les condensateurs.

Le modèle CRM simplifie les comportements complexes des réservoirs en éléments gérables - proches des résistances et des condensateurs - ce qui permet aux ingénieurs de prévoir et d'optimiser des opérations telles que l'injection d'eau. La force du modèle réside dans sa capacité à relier des modèles numériques complexes de réservoirs à des outils plus simples et intuitifs qui fournissent des informations exploitables avec une dépendance minimale vis-à-vis des données. Grâce à des exemples historiques et à des analogies théoriques, le CRM s'est révélé être une méthode robuste, efficace et intuitive de gestion des réservoirs, qui permet d'améliorer l'efficacité opérationnelle, d'approfondir la compréhension des interactions entre les fluides au sein des réservoirs et de maximiser le rendement économique des champs d'hydrocarbures.

2.3 Les Equations de Base de Capacitance Resistance Model

L'intégration des équations de bilan matière et de débit entrant est depuis de nombreuses années une pierre angulaire de la boîte à outils des ingénieurs de production et de réservoir comme illustré dans les travaux de Liang et al [5], offrant un moyen simple mais puissant d'évaluer et de prévoir les scénarios de production. Cette méthode facilite non seulement la vérification des débits projetés, mais intègre également une dimension temporelle dans les calculs de bilan matière (MBAL), essentielle pour évaluer le comportement dynamique des réservoirs dans des conditions d'injection d'eau.

Décrite dans les équations (2.1 – 2.3), cette intégration sous-tend le Capacitance Resistance Model (CRM), soulignant son utilité dans les applications pratiques. L'équation du bilan matière pour un réservoir soumis à une injection d'eau peut être exprimée comme suit :

$$C_t V_p \frac{d\bar{p}}{dt} = i(t) - q(t) \quad (2.1)$$

Où :

- C_t : Compressibilité totale,
- V_p : Volume du pore,
- \bar{p} : Pression moyenne du réservoir,
- $i(t)$: Taux d'injection,
- $q(t)$: Taux de production total (Huile + Eau).

L'équation de productibilité, essentielle pour comprendre les capacités de production, est donnée par la formule suivante :

$$q(t) = J (\bar{p}(t) - p_{wf}(t)) \quad (2.2)$$

Où :

- $p_{wf}(t)$: Pression d'écoulement au fond du puits (BHP) du producteur,
- J : Indice de productivité, indiquant la capacité du puits à produire du fluide par unité de chute de pression.

En réarrangeant les termes et en intégrant la productibilité dans le bilan matière, nous obtenons la relation suivante :

$$\tau \frac{dq}{dt} + q(t) = i(t) - \tau J \frac{dp_{wf}(t)}{dt} \quad (2.3)$$

Ici, τ représente la constante de temps, définie par :

$$\tau = \frac{C_t V_p}{J} \quad (2.4)$$

Cette constante de temps τ représente inversement le taux moyen de déclin pendant la phase de production primaire, ce qui donne une idée du temps de réponse du réservoir aux changements de production.

La dérivation rigoureuse de l'équation (2.3) de Morteza Sayarpour [6] considère un bilan de matières immiscibles en deux phases avec les hypothèses suivantes :

- Température constante,
- Fluides légèrement compressibles,
- Pression capillaire négligeable,
- Volume constant avec équilibre instantané de la pression,
- Indice de productivité constant J .

2.4 Paramètres clés

Le Capacitance Resistance Model (CRM) exploite plusieurs paramètres clés pour simuler et prédire efficacement le comportement des réservoirs lors des opérations d'injection d'eau, ce qui en fait un outil inestimable pour le génie des réservoirs. Ces paramètres, notamment la connectivité, la constante de temps Tau τ et l'indice de productivité J , sont essentiels pour adapter le CRM aux conditions spécifiques du réservoir et aux scénarios opérationnels, afin de garantir une modélisation précise de la dynamique complexe des fluides et d'optimiser l'efficacité du balayage.

2.4.1 Connectivité :

Al-Yousef [7] a mis en œuvre le model de capacité résistance (CRM) pour étudier la connectivité entre les puits pendant les opérations d'injection d'eau. En appliquant cette technique, Al-Yousef a pu quantifier le degré de communication hydraulique entre les paires de puits, ce qui lui a permis de mieux comprendre l'hétérogénéité du réservoir et les voies d'écoulement préférentielles. Ses recherches ont démontré l'efficacité de l'approche CRM pour caractériser les schémas de connectivité des réservoirs. La capacité à identifier les interactions entre les puits est cruciale pour optimiser les stratégies de gestion de l'alimentation en eau, améliorer l'efficacité du balayage et maximiser la récupération du pétrole dans le réservoir. Les travaux d'Al-Yousef ont démontré que le CRM est un outil précieux pour améliorer la caractérisation des réservoirs et la prise de décision opérationnelle dans les projets d'injection d'eau

Il est important de noter que la somme des connectivités pour tout injecteur doit être inférieure ou égale à un, et que toutes les valeurs de f_{ij} sont positives ($f_{ij} \geq 0$), ce qui garantit le respect de ces contraintes lors de l'évaluation des paramètres CRM.

$$\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \leq 1 \quad (2.5)$$

Cette dynamique est généralement mise en évidence dans les études sur la réactivité des CRM, comme dans la figure suivante, qui illustre les implications pratiques de la connectivité dans la gestion des performances des réservoirs.

Grâce au concept de gains, le CRM illustre comment la réponse à l'état stable du signal de sortie change en fonction des variations de l'entrée, soulignant ainsi l'utilité opérationnelle de la compréhension de la connectivité.

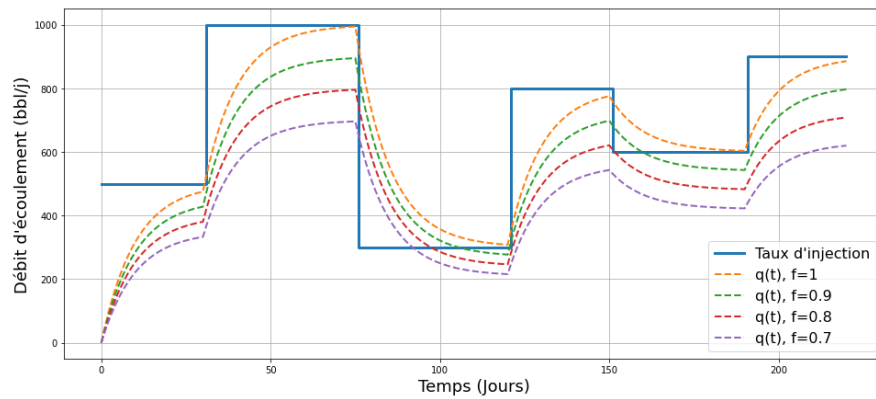


Figure 2-3: Analyses de sensibilité de la connectivité.

2.4.2 Indice de productivité J

L'indice de productivité J, également appelé indice de productivité IP, est un paramètre essentiel du Capacitance Resistance Model (CRM) qui mesure la capacité d'un puits à produire ou à injecter des fluides par rapport au différentiel de pression qui le traverse. Ce paramètre dynamique est essentiel pour évaluer la performance d'un puits et joue un rôle important dans la conception de stratégies d'injection d'eau efficaces et l'optimisation du placement des puits.

Défini par l'équation de productivité, l'indice de productivité quantifie la relation entre le débit et le déclin de la pression ou la surpression d'injection.

$$q(t) = J (\bar{p}(t) - p_{wf}(t))$$

Le calcul de J dépend de plusieurs facteurs, notamment des propriétés de la roche et des fluides, de la géométrie du puits et de la perméabilité du réservoir. Dans des conditions d'équilibre, où le volume et la pression sont constants, J peut être considéré comme constant. Toutefois, dans le cadre de la gestion des ressources minérales, on suppose que l'écoulement est dominé par les frontières, ce qui entraîne des fluctuations de J en raison des variations des taux d'injection et de la pression d'écoulement au fond du puits (BHP) des producteurs.

En outre, J est essentiel pour comprendre l'interaction entre les caractéristiques des puits et le comportement des réservoirs. Il affecte la distribution des fluides dans le réservoir et l'efficacité des opérations d'injection d'eau, ce qui rend une estimation précise cruciale pour les simulations CRM et la prise de décision stratégique dans la gestion des réservoirs.

2.4.3 Constante de temps τ

La constante de temps τ quantifie la réactivité du réservoir aux changements de taux d'injection, en mettant en évidence le temps nécessaire pour que la pression du réservoir s'équilibre ou atteigne un nouvel état d'équilibre après un changement d'étape. Ce paramètre est essentiel pour planifier et ajuster efficacement les stratégies d'injection d'eau.

$$\tau = \frac{c_t V_p}{J}$$

Un Tau plus court indique une réponse plus rapide du réservoir, ce qui est généralement idéal dans les réservoirs plus homogènes caractérisés par des caractéristiques telles qu'une faible compressibilité, un petit volume de pores ou une perméabilité élevée. À l'inverse, un Tau plus long indique une réponse plus lente, potentiellement due à une compressibilité élevée, un volume poreux important ou une faible perméabilité, ce qui indique souvent une mauvaise connectivité ou un volume de réservoir plus important, nécessitant des stratégies de gestion plus nuancées.

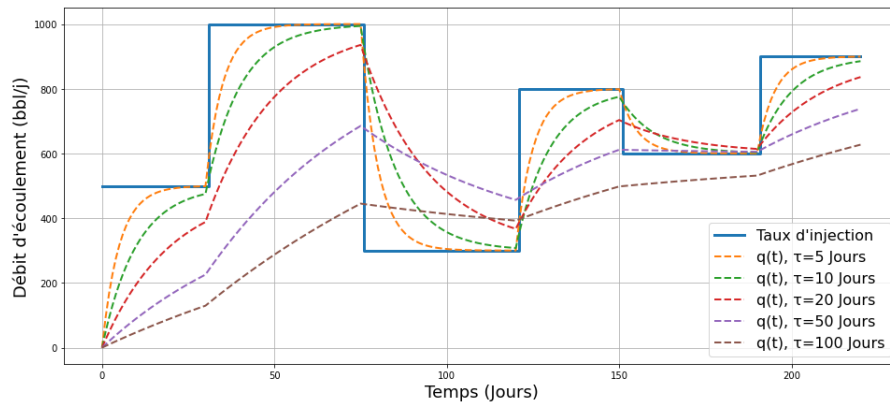


Figure 2-4: Analyse de sensibilité de la constante de temps τ .

Dans l'équation (2.4), c_t est la compressibilité totale. Pour un réservoir d'injection d'eau sans gaz libre, elle est donnée par :

$$c_t = c_r + S_w c_w + (1 - S_w) c_o \quad (2.6)$$

En outre, τ est directement lié au temps nécessaire pour que l'onde de pression, causée par une variation du taux d'injection, se propage dans le milieu poreux et influence effectivement le signal de production. Cette dynamique est particulièrement pertinente dans les scénarios d'injection d'eau à maturité, où l'hypothèse d'un τ relativement constant est souvent justifiée en raison de la stabilité des effets de l'injection d'eau en cours. Il est essentiel de comprendre et de gérer efficacement la constante de temps pour optimiser l'efficacité des opérations d'injection d'eau et garantir une gestion robuste du réservoir.

Chaque paramètre du cadre CRM joue un rôle spécifique dans la modélisation et la prévision des effets de l'injection d'eau :

- La connectivité influence le mouvement des fluides à travers le réservoir.
- Le Tau affecte le temps de réponse du réservoir aux changements d'entrée, ce qui est essentiel pour les scénarios de simulation dynamique.
- L'indice de productivité évalue la performance des puits, ce qui est essentiel pour les évaluations économiques et la planification opérationnelle.

En comprenant ces paramètres, les ingénieurs réservoirs peuvent personnaliser les applications CRM, en s'assurant que le modèle reflète avec précision les réalités physiques du réservoir et les objectifs opérationnels du projet d'injection. Cette compréhension approfondie permet de prendre des décisions éclairées, d'optimiser l'efficacité du balayage et de maximiser la récupération du pétrole dans les réservoirs pétroliers.

2.5 Volumes de contrôle et modèles de CRM :

Dans le domaine du Capacitance Resistance Model (CRM), les solutions analytiques jouent un rôle essentiel dans l'amélioration de l'application du modèle dans différents scénarios de réservoirs. Sayarpour et al. ont développé ces solutions en utilisant le principe de superposition, en se concentrant spécifiquement sur trois types de volumes de contrôle de réservoir. Chaque type reflète un aspect unique de la dynamique du réservoir, permettant une simulation et une gestion plus précises et plus efficaces du comportement du réservoir.

2.5.1 CRMT - Volume de drainage de l'ensemble du champ

Le volume de contrôle de CRMT englobe l'ensemble du réservoir, le traitant comme une seule unité homogène ou « réservoir ». Cette simplification permet d'agréger toutes les données d'injection et de production en un seul pseudo-producteur et un seul pseudo-injecteur, ce qui simplifie l'analyse pour les évaluations à grande échelle :

L'équation de continuité pour le CRMT incorpore un bilan matière calculé avec :

$$q_{Field} = \sum_{j=1}^{N_{prod}} q_j \quad \text{et} \quad I_{Field} = \sum_{i=1}^{N_{inj}} I_i \quad (2.7)$$

Où q_{Field} et I_{Field} représentent respectivement la production totale et les taux d'injection.

Le modèle est caractérisé par une constante de temps unique et un indice de productivité, le facteur de connectivité f reflétant soit les effets de perte $f < 1$, soit le soutien de l'aquifère $f > 1$:

$$\tau \frac{dq(t)}{dt} + q(t) = f i(t) - \tau J \frac{dp_{wf}(t)}{dt} \quad (2.8)$$

Où τ est la constante de temps, J l'indice de productivité et $\frac{dp_{wf}(t)}{dt}$ le taux de variation de la pression de fond.

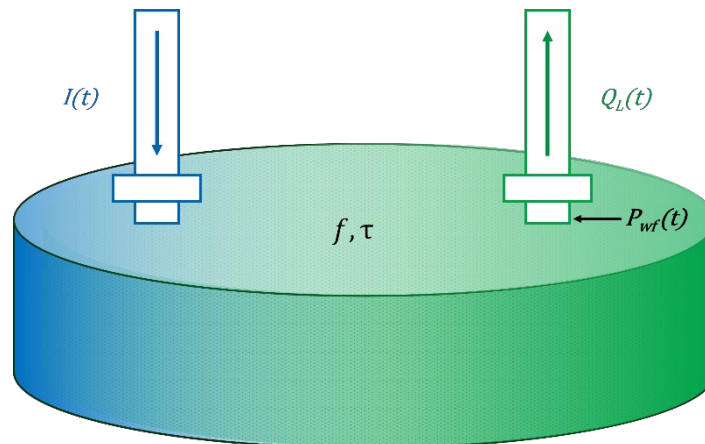


Figure 2-5: Représentation du réservoir en un seul bloc(CRMT).

L'équation différentielle de la CRMT peut être résolue analytiquement par intégration sur des pas de temps discrets, ce qui permet d'obtenir des informations sur les taux de production cumulés du champ et d'optimiser la gestion du champ. Cette solution implique une superposition dans le temps de l'effet de production primaire, de l'effet d'injection et des variations de la pression du fond du puits (BHP).

La production totale à un pas de temps discret (Δt) peut être exprimée comme suit :

$$q_k = q_{(k-1)} e^{-\frac{\Delta t}{\tau}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}\right) \left(f i_k - J \tau \frac{p_{wf}^{(k)} - p_{wf}^{(k-1)}}{\Delta t} \right) \quad (2.9)$$

Où k indique le k -ème pas de temps et f représente la connectivité du champ.

Pour un modèle à réservoir unique comme le CRMT, où le champ entier est traité comme une seule unité, le principe de superposition dans la solution analytique permet de prédire efficacement la production cumulée. Voici comment le principe de superposition s'applique :

- **Déclin de la production primaire:** Cette composante reflète le déclin naturel de la production du champ au fil du temps, en tenant compte de la capacité de production existante et de la dégradation inhérente à la performance du réservoir.

$$q_{(k-1)} e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}$$

- **Impact de l'injection:** Cette composante tient compte de l'effet de l'augmentation des taux d'injection sur la production, en considérant la connectivité entre le fluide injecté et le pétrole produit.

$$\left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau}}\right) f i_k$$

- **Impact des variations de pression:** Prend en compte l'influence des variations de la pression au fond du puits sur le taux de production, ce qui est crucial pour comprendre comment le réservoir réagit aux manipulations de la pression externe.

$$-J \tau \frac{p_{wf}^{(k)} - p_{wf}^{(k-1)}}{\Delta t}$$

Cette approche permet des évaluations rapides à l'échelle du champ et est particulièrement utile pour les évaluations préliminaires ou lorsqu'une prise de décision rapide est nécessaire sur la base du comportement macroscopique du réservoir. La simplicité du modèle CRMT, qui ne nécessite que des paramètres minimaux tels que la constante de temps, la connectivité et le taux de production initial, en fait un outil accessible mais puissant pour la gestion de grands systèmes de réservoirs.

- **Solutions de CRMT:**

Le CRMT intègre deux approches distinctes pour traiter les variations des débits d'injection : Variation par paliers du débit d'injection (SVIR) et Variation linéaire du débit d'injection (LVIR). Chaque méthode traite différemment les variations temporelles des débits d'injection, en fonction de la résolution des données et des préférences opérationnelles en matière de gestion des champs.

Pour les scénarios SVIR et LVIR dans le cadre du CRMT, ainsi que pour les adaptations dans les modèles CRMP et CRMIP, une solution analytique complète est appliquée qui utilise le principe de la superposition temporelle. Cette méthode intègre les effets de la variation des taux d'injection et les réponses dynamiques du réservoir dans le temps, fournissant un modèle robuste pour prédire la production future sur la base de données historiques.

Pour les deux scénarios d'injection, pour CRMT dans cette section et pour CRMP et CRMIP dans les autres sections, nous présentons la solution analytique finale par superposition dans le temps du CRMT

$$q(t) = q(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau}} + \left[i(t) - e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau}}i(t_0) \right] - e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau}} \frac{di(\xi)}{d\xi} d\xi - e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} J e^{\frac{\xi}{\tau}} \frac{dp_{wf}}{d\xi} d\xi \quad (2.10)$$

a) Solution CRMT pour les séries SVIR

Pour la série SVIR (Stepwise Variable Injection Rate), où le taux d'injection est représenté par $i(\Delta t_k) = I^{(k)}$, et en supposant que la pression du fond du puits évolue linéairement, nous pouvons intégrer l'équation (2.10) de t_{k-1} à t_k lorsqu'un indice de productivité constant est maintenu pendant tout l'intervalle Δt_k . La formule s'exprime alors comme suit :

$$q(t_k) = q(t_{k-1}) e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau}} \right) \left[I^{(k)} - J \tau \frac{\Delta p_{wf}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \quad (2.11)$$

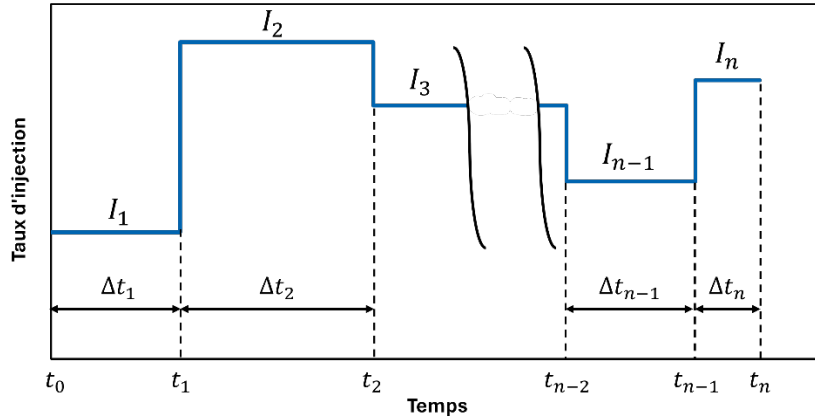


Figure 2-6: Variation par paliers du taux d'injection(SVIR) de l'instant t_0 à l'instant t_n .

L'équation (2.11) s'applique spécifiquement aux intervalles de temps où le débit d'injection $I^{(k)}$ reste constant. Par conséquent, pour la série SVIR, il est possible de calculer le taux de production total à la fin de chaque intervalle Δt_{k-1} , qui sert ensuite de taux initial pour l'intervalle suivant Δt_k . Par conséquent, à la fin de l'intervalle Δt_n :

$$q(t_n) = q(t_{n-1}) e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau}}\right) \left[I^{(n)} - J \tau \frac{\Delta p_{wf}^{(n)}}{\Delta t_n} \right] \quad (2.12)$$

En appliquant la solution de l'intervalle précédent $q(t_{n-1})$ et en étendant cette approche à tous les intervalles de temps de t_0 à t_n , nous dérivons la superposition dans le temps comme suit :

$$q(t_n) = q(t_0) e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau}\right)} + \sum_{k=1}^n \left\{ \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau}}\right) \left[I^{(k)} - J \tau \frac{\Delta p_{wf}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau}} \right\} \quad (2.13)$$

L'équation (2.13) fournit une solution généralisée pour un modèle avec un injecteur et un producteur, où les taux d'injection changent par paliers et la pression du fond du puits (BHP) du producteur varie linéairement entre des points de données consécutifs. Dans cette équation, Δt_k représente l'intervalle entre t_{k-1} et t_k , et $q(t_0)$ représente le taux de production total à la fin de la récupération primaire. Cette approche systématique facilite la prévision et la gestion précises de la production du réservoir.

b) Solution CRMT pour les séries LVIR

Pour la série des taux d'injection variables linéaires (LVIR), considérons un scénario dans lequel le taux d'injection et la pression au fond du puits (BHP) évoluent linéairement dans le temps, et l'indice de productivité reste constant dans chaque intervalle Δt_k . Dans ces conditions, l'équation (2.10) peut être intégrée de t_{k-1} à t_k , ce qui donne l'expression suivante:

$$q(t_k) = q(t_{k-1}) e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} + \left[i(t_k) - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} i(t_{k-1}) \right] - \left(\frac{i(t_k) - i(t_{k-1})}{t_k - t_{k-1}} \right) e^{-\left(\frac{t_k}{\tau}\right)} \int_{\xi=t_{k-1}}^{\xi=t_k} e^{\frac{\xi}{\tau}} d\xi - J \left(\frac{p_{wf}(t_k) - p_{wf}(t_{k-1})}{t_k - t_{k-1}} \right) \frac{\Delta p_{wf}}{\Delta \xi} e^{-\left(\frac{t_k}{\tau}\right)} \int_{\xi=t_{k-1}}^{\xi=t_k} e^{\frac{\xi}{\tau}} d\xi \quad (2.14)$$

En réarrangeant l'équation (2.14), le taux de production à t_k peut être affiné comme suit:

$$q(t_k) = q(t_{k-1}) e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau}} + \left[i(t_k) - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} i(t_{k-1}) \right] - \tau \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau}}\right) \left[\frac{\Delta i^{(k)}}{\Delta t_k} - J \frac{\Delta p_{wf}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \quad (2.15)$$

Cette équation est spécifiquement dérivée pour les intervalles Δt_k où les taux d'injection varient linéairement. Dans les scénarios LVIR, elle permet d'estimer le taux de production total à la fin de chaque intervalle Δt_k , qui sert ensuite de taux de départ pour l'intervalle suivant Δt_{k+1} .

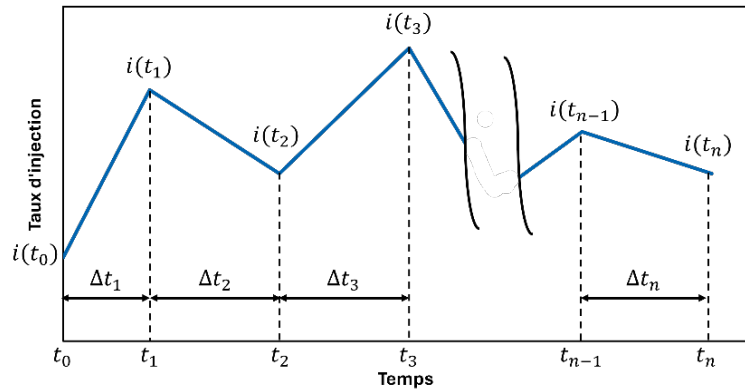


Figure 2-7: Variation linéaire du taux d'injection (LVIR) de l'instant t_0 à l'instant t_n .

Ainsi, à la fin de l'intervalle Δt_n :

$$q(t_n) = q(t_0)e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau}\right)} + \left[i(t_n) - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} i(t_0) \right] - \tau \sum_{k=1}^n \left\{ e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau}} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau}} \right) \left[\frac{\Delta i^{(k)}}{\Delta t_k} - J \frac{\Delta p_{wf}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \right\} \quad (2.16)$$

Où $\Delta i^{(k)}$ représente la variation du débit d'injection pour tout intervalle de t_{k-1} à t_k .

L'équation (2.16) offre une solution complète pour un système avec un seul injecteur et un seul producteur, capturant la dynamique où les taux d'injection changent linéairement entre les points de données consécutifs. Ce modèle est essentiel pour optimiser les stratégies d'injection et prédire les performances du réservoir avec une plus grande précision.

Dans une simulation de réservoir plus large qui inclut plusieurs puits ou couvre l'ensemble du champ, le CRMT peut appliquer les équations (2.13) et (2.16) avec certains ajustements nécessaires. Plus précisément, lorsqu'il s'agit de producteurs multiples, il n'est pas pratique de prendre en compte les variations de la pression de fond du puits (BHP) pour chaque puits individuellement lors de l'estimation des paramètres. Par conséquent, tous les termes qui tiennent compte des variations de la BHP doivent être omis de ces équations dans les deux scénarios.

En outre, si une partie de l'injection dans le champ est destinée à rester dans le réservoir, il faut en tenir compte dans les calculs. Le taux d'injection global du champ doit être ajusté par un facteur f_F , qui représente la proportion du volume injecté qui atteint effectivement les producteurs.

Par conséquent, l'équation modifiée du CRMT pour un champ ou un groupe de puits s'exprime comme suit :

$$q_F(t_k) = q_F(t_{k-1}) e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_F}} + f_F I_F^{(k)} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_F}} \right) \quad (2.17)$$

Ici, f_F représente la fraction de l'injection totale du champ qui est dirigée vers les producteurs, ce qui rend compte de l'utilisation effective des fluides injectés. Cette modification garantit que le modèle reflète avec précision la dynamique du mouvement des fluides et de la production à une plus grande échelle impliquant plusieurs puits ou l'ensemble du champ.

2.5.2 CRMP : Représentation du CRM sur la Base du Producteur

Le CRMP, la représentation du CRM basée sur le producteur, divisent le réservoir en volumes de contrôle individuels autour de chaque producteur. Cette variante améliore la résolution de l'analyse des écoulements, ce qui permet de comprendre précisément comment chaque producteur interagit avec les injecteurs associés.

Dans le CRMP, chaque producteur est considéré dans son propre bloc de grille conceptuelle, englobant tous les injecteurs susceptibles d'influencer son taux de production. Cette division est généralement basée sur les débits réels des puits plutôt que sur des pseudo-puits, ce qui offre une représentation plus précise de la dynamique du réservoir. La délimitation des volumes de contrôle peut être limitée par certains critères, tels qu'une distance inter-puits maximale autorisée, ce qui permet de s'assurer que les injecteurs pertinents sont inclus pour chaque producteur.

L'équation de continuité pour chaque producteur j dans le CRMP est donnée par :

$$\tau_j \frac{dq_j(t)}{dt} + q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_i(t) - \tau_j J_j \frac{dp_{wf}(j)}{dt} \quad (2.18)$$

Où :

- τ_j représente la constante de temps pour le volume de contrôle autour de chaque producteur j .
- q_j est le taux de production du producteur j .
- f_{ij} représente la connectivité entre chaque injecteur i et le producteur j , quantifiant la part du fluide injecté par chaque injecteur qui a un impact sur le producteur.
- i_i est le taux d'injection de l'injecteur i .
- J_j est l'indice de productivité du producteur j .
- $\frac{dp_{wf}(j)}{dt}$ est le taux de variation de la pression au fond du puits chez le producteur j .

Les facteurs de connectivité f_{ij} sont essentiels dans le CRMP, car ils indiquent la fraction de fluide provenant de l'injecteur i qui a un impact direct sur le producteur j . Ces facteurs sont délimités par 0 et 1, ce qui correspond à un isolement complet ou à une influence totale, respectivement :

$$f_{ij} = \frac{q_{ij}}{I_i} \quad (2.19)$$

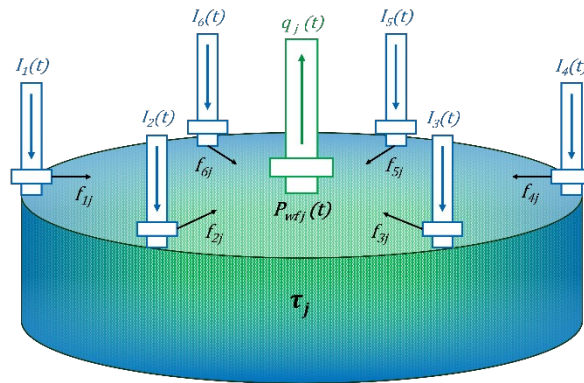


Figure 2-8: Représentation basée sur les puits producteur (CRMP).

Les taux de production du producteur j sont calculés en intégrant l'Eq. (2.18) sur un pas de temps discret Δt , qui tient compte des variations des taux d'injection et des pressions au fond du puits :

$$q_{jk} = q_{j(k-1)} e^{-\frac{\Delta t}{\tau_j}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_j}}\right) \left[\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_{ik} - J_j \tau_j \frac{p_{wf}^{(jk)} - p_{wf}^{(j(k-1))}}{\Delta t} \right] \quad (2.20)$$

Cette solution à intervalle unique traite efficacement les scénarios avec des variations par paliers des taux d'injection et des variations linéaires des pressions de fond de trou. Si la pression du fond du puits reste constante, l'équation se simplifie à :

$$\tau_j \frac{dq_j(t)}{dt} + q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_i(t) - \tau_j J_j \frac{dp_{wf}(j)}{dt} \quad (2.21)$$

Le modèle CRMP est particulièrement efficace dans les réservoirs dont les propriétés sont largement homogènes autour de chaque producteur, car il utilise une seule constante de temps par producteur pour rationaliser les calculs et améliorer la prévisibilité.

• Solutions CRMP :

Le CRMP utilise une approche détaillée pour modéliser individuellement chaque producteur, capturant efficacement la dynamique unique au sein de leurs volumes de contrôle respectifs. Cette méthode se concentre sur le réglage fin des paramètres du modèle pour chaque producteur, à savoir la constante de temps τ_j , la connectivité f_{ij} et le taux de production initial $q_j(t_0)$, afin d'optimiser la simulation du comportement de la production dans des conditions opérationnelles variables.

Les valeurs initiales des constantes de temps τ_j sont souvent alignées sur celles dérivées du modèle CRMT plus large, ce qui permet de disposer d'une base de référence cohérente entre les modèles.

Les valeurs initiales des connectivités f_{ij} , qui reflètent la relation entre les injecteurs et les producteurs en fonction de leurs distances, sont initialement suggérées par Sayarpour comme suit :

$$f_{ij} = \frac{\frac{1}{d_{ij}}}{\sum_{j=1}^{N_{prod}} \frac{1}{d_{ij}}} \quad (2.22)$$

Ici, d_{ij} représente la distance entre l'injecteur i et le producteur j .

Cette approche permet de s'assurer que les caractéristiques spécifiques de chaque puits sont prises en compte dans le modèle, ce qui améliore sa précision et sa pertinence.

La solution de l'équation (2.18) avec des variations de BHP peut être écrite comme suit :

$$q_j(t) = q_j(t_0) e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} + e^{-\frac{t}{\tau_j}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau_j}} \frac{1}{\tau_j} \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_i(\xi) d\xi - e^{-\frac{t}{\tau_j}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau_j}} J_j \frac{dp_{wf,j}}{d\xi} d\xi \quad (2.23)$$

a) Solution CRMP pour les séries SVIR

Pour chaque intervalle de temps discret Δt_k , en supposant des indices de productivité constants et des taux d'injection fixes, le calcul du taux de production se simplifie :

$$q_j(t) = q_j(t_0) e^{-\frac{t-t_0}{\tau_j}} + \left(1 - e^{-\frac{t-t_0}{\tau_j}}\right) \sum_{i=1}^{N_{inj}} [f_{ij} i_i] - J_j \tau_j \frac{\Delta p_{wf,j}}{\Delta t} \quad (2.24)$$

Pour un cas de série SVIR pendant l'intervalle de temps Δt_k , $i^{(k)}(\Delta t_k) = I(i)^{(k)}$, pour tous les injecteurs et les mêmes autres conditions que pour le cas CRMT. On peut écrire à la fin de l'intervalle de temps Δt_n :

$$q_j(t_n) = q_j(t_{n-1})e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau_j}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau_j}}\right) \sum_{i=1}^{N_{inj}} [f_{ij} i_i] - J_j \tau_j \frac{\Delta p_{wf,j}^{(n)}}{\Delta t_n} \quad (2.25)$$

En supposant que f_{ij} et τ_j sont constants dans tous les intervalles de temps de Δt_k , et en remplaçant $q_j(t_{n-1})$ dans l'Eq. (2.25) à partir de la solution du pas de temps précédent et en répétant ce processus pour tous les intervalles de temps de t_0 à t_n , nous obtenons:

$$q_j(t_n) = q_j(t_0)e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_j}} + \sum_{k=1}^n \left\{ e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau_j}} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_j}}\right) \sum_{i=1}^{N_{inj}} [f_{ij} I_i^{(k)}] - J_j \tau_j \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right\} \quad (2.26)$$

(Pour $j = 1, 2, \dots, N_{prod}$)

b) Solution CRMT pour les séries LVIR

La série LVIR adopte une approche détaillée de la modélisation des effets des changements linéaires des taux d'injection et de la pression du fond du puits (BHP) pendant l'intervalle de temps de t_0 à t , offrant une vue nuancée de la façon dont les changements graduels des intrants opérationnels influencent chaque producteur. L'équation de continuité pour la CRMP sous LVIR est intégrée pour calculer le taux de production dans le temps :

$$q_j(t) = q_j(t_0)e^{-\frac{t-t_0}{\tau_j}} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left[f_{ij} \left(i_i(t) - e^{-\frac{t-t_0}{\tau_j}} i_i(t_0) \right) \right] - \tau_j \left(1 - e^{-\frac{t-t_0}{\tau_j}}\right) \left[\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \frac{\Delta i_i}{\Delta t} + J_j \frac{\Delta p_{wf,j}}{\Delta t} \right] \quad (2.27)$$

L'équation (2.27) est conçue pour traiter les spécificités des scénarios LVIR, dans lesquels des changements linéaires dans les taux d'injection et BHP sont utilisés pour prédire avec précision le taux de production à la fin de chaque intervalle de temps Δt_k , préparant le terrain pour l'intervalle suivant Δt_{k+1} .

À la fin d'un intervalle de temps spécifique Δt_n , le taux de production peut être calculé comme suit :

$$q_j(t_n) = q_j(t_{n-1})e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau_j}} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left[f_{ij} \left(i_i(t_n) - e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau_j}} i_i(t_{n-1}) \right) \right] - \tau_j \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau_j}}\right) \left[\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \frac{\Delta i_i^n}{\Delta t_n} + J_j \frac{\Delta p_{wf,j}^n}{\Delta t_n} \right] \quad (2.28)$$

En supposant que les valeurs de f_{ij} et τ_j restent cohérentes dans tous les intervalles de Δt_k , et en appliquant le taux de production de l'étape précédente $q_j(t_{n-1})$ au calcul suivant, on peut établir un modèle de série chronologique complet de t_0 à t_n . Ce processus intègre de manière cumulative les changements dans l'injection et la BHP pour fournir une prédiction détaillée de la dynamique de production :

$$q_j(t_n) = q_j(t_0)e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_j}} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left[f_{ij} \left(i_i(t_n) - e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_j}} i_i(t_0) \right) \right] - \sum_{k=1}^n \left\{ \tau_j e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau_j}} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_j}} \right) \left[\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \frac{\Delta i_i^{(k)}}{\Delta t_k} + J_j \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \right\} \quad (2.29)$$

(Pour $j = 1, 2, \dots, N_{prod}$)

Cette forme générale pour la série LVIR dans le modèle CRMP permet une évaluation robuste et précise du comportement du réservoir dans des conditions opérationnelles variables.

2.5.3 CRMIP (Représentation du CRM sur la Base de L'Injecteur-Producteur)

Contrairement au CRMT, qui considère le réservoir comme une unité homogène unique, ou au CRMP, qui se concentre sur les producteurs individuels, le CRMIP divise le réservoir en segments sur la base des relations spécifiques entre les injecteurs et les producteurs. Chaque segment ou volume de contrôle est défini par l'influence directe d'un injecteur sur un producteur voisin, ce qui permet de cartographier et de gérer avec précision les effets entre les puits.

Chaque paire injecteur-producteur est traitée comme un volume de contrôle distinct avec son propre ensemble de paramètres, tels que les constantes de temps τ_{ij} et les facteurs de connectivité f_{ij} , sa dynamique étant régie par l'équation différentielle suivante :

$$\tau_{ij} \frac{dq_{ij}(t)}{dt} + q_{ij}(t) = f_{ij} i_i(t) - \tau_{ij} J_{ij} \frac{dp_{wf}^{(k)}}{dt} \quad (2.30)$$

Où q_{ij} désigne le taux de production du producteur j attribuable à l'injecteur i , et J_{ij} est l'indice de productivité spécifique à ce volume de contrôle.

La figure 2-9 illustre cette représentation par paire injecteur-producteur.

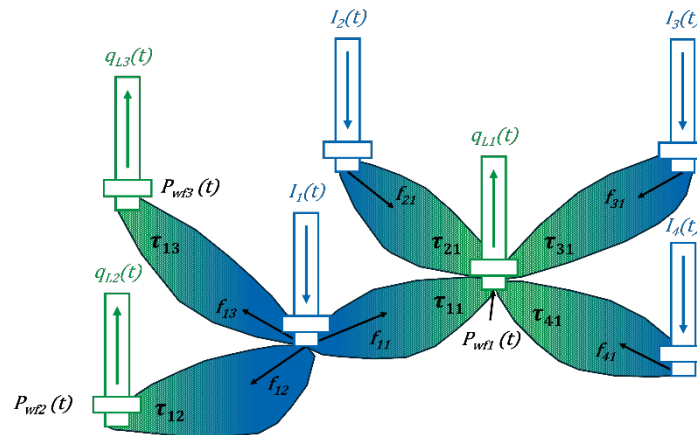


Figure 2-9: Représentation basée sur les paires injecteurs-producteurs (CRMIP).

Le taux de production global pour chaque producteur j est calculé en additionnant les productions de tous les volumes de contrôle qui lui sont associés :

$$q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t) \quad (2.31)$$

Pour une application pratique, l'équation différentielle (équation 2.30) peut être intégrée sur un pas de temps discret Δt en supposant des changements progressifs des taux d'injection et des variations linéaires des pressions de fond. On obtient ainsi :

$$q_{ijk} = q_{ij(k-1)} e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{ij}}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{ij}}}\right) \left[\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_{ik} - J_{ij} \tau_{ij} \frac{p_{wf}^{(jk)} - p_{wf}^{(j(k-1))}}{\Delta t} \right] \quad (2.32)$$

Les taux de production pour chaque producteur peuvent être calculés en substituant l'équation (2.31) à (2.32) :

$$q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left(q_{ij(k-1)} e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{ij}}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{ij}}}\right) \left[\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_{ik} - J_{ij} \tau_{ij} \frac{p_{wf}^{(jk)} - p_{wf}^{(j(k-1))}}{\Delta t} \right] \right) \quad (2.33)$$

Lorsque la pression de fond est supposée constante, la formule se simplifie encore :

$$q_{ijk} = q_{ij(k-1)} e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{ij}}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{ij}}}\right) f_{ij} i_{ik} \quad (2.34)$$

• Solutions de CRMIP

Le cadre CRMIP calcule une valeur de taux spécifique pour chaque paire injecteur-producteur à chaque pas de temps t_k , en déterminant des variables telles que τ_{ij} , f_{ij} et le taux initial $q_{ij}(t_0)$. Chaque paire a sa propre constante de temps τ_{ij} .

Les valeurs initiales de connectivité fixées pour le CRMIP sont similaires à celles utilisées dans le CRMP, et les calculs du taux initial pour chaque paire injecteur-producteur sont basés sur :

$$q_{ij}(t = 0) = \frac{q_{obs,j,(k=1)}}{N_{inj}} \quad (2.35)$$

Cette formule tient compte du nombre total d'injecteurs influençant un producteur particulier à l'étape initiale.

Pour modéliser les débits dans le CRMIP, l'équation de continuité pour chaque paire injecteur-producteur est intégrée sur un pas de temps discret, en tenant compte des changements de pas dans les taux d'injection et des variations linéaires de la BHP. Les taux de production intégrés pour chaque volume de contrôle sont ensuite additionnés pour déterminer le taux de production total pour chaque producteur :

a) Solution CRMIP pour les séries SVIR

Pour la solution CRMIP dans le cadre de la série SVIR, qui implique des taux d'injection fixe $i(\Delta t_k) = I^{(k)}$ et des variations linéaires de BHP sur l'intervalle Δt_k , le modèle simplifie la solution comme suit :

$$q_{ij}(t_k) = q_{ij}(t_{k-1}) e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}}\right) \left[f_{ij} I_i^{(k)} - J_{ij} \tau_{ij} \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \quad (2.36)$$

Cette approche est appliquée dans le temps, en intégrant de t_0 à t_n , ce qui permet au modèle de s'adapter aux variations des taux d'injection et de la BHP sur différents intervalles de temps :

$$q_{ij}(t_n) = q_{ij}(t_0)e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}} + \sum_{k=1}^n \left\{ \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} \right) \left[f_{ij} I_i^{(k)} - J_{ij} \tau_{ij} \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau_{ij}}} \right\} \quad (2.37)$$

Ensuite, $q_j(t_n)$ peut être calculé en considérant la contribution de chaque injecteur comme suit :

$$q_j(t_n) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t_n) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t_0)e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left\{ \sum_{k=1}^n \left[\left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} \right) \left(f_{ij} I_i^{(k)} - J_{ij} \tau_{ij} \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right) e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau_{ij}}} \right] \right\} \quad (2.38)$$

L'équation (2.38) est la solution générale du CRMIP compte tenu du SVIR et du LVBHP du producteur j entre chaque point de données de production consécutif.

b) Solution CRMIP pour les séries LVIR

En supposant une progression linéaire entre les taux d'injection consécutifs et la pression de fond du puits (BHP) du producteur sur l'intervalle de temps Δt_k de t_{k-1} à t_k , l'équation peut être exprimée comme suit :

$$q_{ij}(t_k) = q_{ij}(t_{k-1})e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} + f_{ij} \left[i_i(t_k) - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} i_i(t_{k-1}) \right] - \tau_{ij} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} \right) \left[f_{ij} \left(\frac{\Delta i_i^{(k)}}{\Delta t_k} \right) + J_{ij} \left(\frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right) \right] \quad (2.39)$$

Ici, $\Delta i_i^{(k)}$ et $\Delta p_{wf,j}^{(k)}$ désignent respectivement le changement de taux pour l'injecteur i et le changement de BHP pour le producteur j pendant l'intervalle t_{k-1} à t_k . Cette approche permet des ajustements dynamiques basés sur des variations linéaires des taux d'injection et des BHP.

Pour calculer le taux de production q_{ij} à la fin d'une série étendue d'intervalles de temps Δt_n , le modèle intègre ces changements dans tous les intervalles depuis le temps initial t_0 jusqu'à t_n en utilisant un principe de superposition :

$$q_{ij}(t_n) = q_{ij}(t_0)e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}} + f_{ij} \left[i_i(t_n) - e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}} i_i(t_0) \right] - \tau_{ij} \sum_{k=1}^n \left\{ e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau_{ij}}} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} \right) \left[f_{ij} \left(\frac{\Delta i_i^{(k)}}{\Delta t_k} \right) + J_{ij} \left(\frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right) \right] \right\} \quad (2.40)$$

Finalement, le taux de production total $q_j(t_n)$ pour le producteur j est calculé en agrégeant les contributions de tous les injecteurs :

$$q_j(t_n) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t_n) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t_0)e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \left[i_i(t_n) - e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}} i_i(t_0) \right] - \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left\{ \tau_{ij} \sum_{k=1}^n \left[\left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} \right) \left(f_{ij} \frac{\Delta i_i^{(k)}}{\Delta t_k} + J_{ij} \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right) e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau_{ij}}} \right] \right\} \quad (2.41)$$

Cette formulation fournit une solution complète et détaillée pour la gestion du CRMIP dans des conditions LVIR, en saisissant efficacement les nuances de l'évolution des taux d'injection et de la BHP au fil du temps pour chaque paire injecteur-producteur.

2.5.4 Integrated CRM

Nguyen et al ont développé le modèle intégré de capacité-résistance (ICRM) en incorporant l'équation simplifiée du bilan matière de continuité adaptée aux volumes de contrôle CRMIP, en traitant à la fois les scénarios de récupération primaire et secondaire. Pour la récupération secondaire, le modèle intègre l'équation (2.30) de t_0 à t_k , ce qui donne la formulation suivante :

$$\int_{q_{j0}}^{q_{jk}} dq_j + \frac{1}{\tau_j} \int_{t_0}^{t_k} q_j dt = \frac{1}{\tau_j} \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left(f_{ij} \int_{t_0}^{t_k} i_i dt \right) - J_j \int_{p_{wf,j}^0}^{p_{wf,j}^k} dp_{wf,j} \quad (2.42)$$

En outre, la production totale cumulée de liquide du producteur j à t_k est représentée par :

$$N_{p,j}^k = (q_{j0} - q_{jk})\tau_j + \sum_{i=1}^{N_{inj}} (f_{ij} CWI_i^k) + J_j \tau_j (p_{wf,j}^0 - p_{wf,j}^k) \quad (2.43)$$

Ici, CWI_i^k désigne le volume cumulé d'eau injecté dans l'injecteur i à t_k .

Le cadre de l'ICRM simplifie l'appariement des historiques en employant une régression linéaire contrainte pour modéliser les données de production cumulées. Kim et al ont approfondi les avantages de l'utilisation de l'ICRM dans trois champs synthétiques. Ils ont également proposé un modèle de régression linéaire pour estimer les connectivités entre les nouveaux injecteurs et les producteurs existants dans des réservoirs homogènes, en se basant sur la distance entre les puits et les connectivités des puits existants. Bien que cette approche de la prédiction des connectivités des nouveaux injecteurs ne présente pas toujours une forte corrélation, l'erreur associée est généralement gérable lors de l'analyse des données de production des champs, ce qui la rend réalisable dans des contextes spécifiques et limités.

2.5.5 CRM-BLOCK, Représentation Raffinée Par Bloc du CRM

Sayarpour a développé les modèles CRMT et CRMIP pour intégrer la réponse différée des producteurs, ce qui répond aux limites des modèles de réservoir de premier ordre qui supposent généralement une réponse immédiate aux changements des signaux d'entrée. Cette amélioration a conduit au développement du modèle CRM-Block, dans lequel le volume de contrôle injecteur-producteur est segmenté en plusieurs blocs, ressemblant à un modèle de réservoir en série, comme le montre la figure 2-10. L'approche CRM-Block est particulièrement avantageuse dans les scénarios caractérisés par une faible perméabilité, des signaux d'injection à haute fréquence ou des distances importantes entre les paires injecteur-producteur.

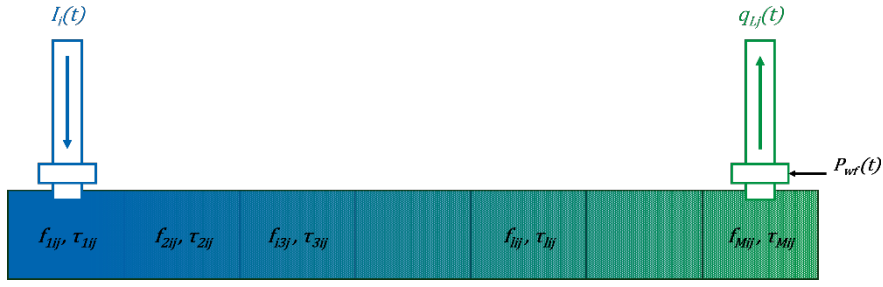


Figure 2-10: Représentation par blocs en séries (CRM-Block).

À l'origine, la formulation CRM-Block était basée sur une solution analytique qui ne tenait pas compte des variations de pression en fond de puits. Cependant, les dérivations actuelles des équations différentielles intègrent désormais ces variations, et les hypothèses sous-jacentes sont évaluées de manière critique. Chaque bloc « conceptuel » entre l'injecteur i et le producteur j est traité comme un volume de contrôle de réservoir individuel, régi par la même équation différentielle que CRMIP :

$$\tau_{lij} \frac{dq_{lij}(t)}{dt} + q_{lij}(t) = f_{lij} i_{li}(t) - \tau_{lij} J_{lij} \frac{dp_{wf}^{(lj)}}{dt} \quad (2.44)$$

Si l'on considère que l'ensemble du volume de contrôle entre un producteur et un injecteur est défini par les flux de l'injecteur i qui atteignent le producteur j , il est rationnel de fixer les connectivités à un pour tous les blocs sauf le premier :

$$f_{lij} = 1, l = 2, \dots, M \quad (2.45)$$

$$f_{1ij} = f_{ij} \quad (2.46)$$

M étant le nombre total de blocs entre chaque paire injecteur-producteur.

En outre, le taux de production de chaque bloc est fixé de manière à correspondre au taux d'injection du bloc précédent :

$$i_{lij} = q_{(l-1)ij}, l = 2, \dots, M \quad (2.47)$$

À l'origine, les variations de la pression de fond $\frac{dp_{wf}^{(lj)}}{dt}$ ont été largement ignorées en raison du manque de données, sauf pour le dernier bloc M au niveau du puits producteur, où elles ont le plus d'impact et sont le plus mesurables. Ainsi, la variation de la pression du fond de puits au fil du temps est supposée nulle pour tous les blocs, à l'exception du dernier :

$$\frac{dp_{wf}^{(lj)}}{dt} = 0, l = 1, \dots, M - 1 \quad (2.48)$$

Cette hypothèse empirique permet au modèle CRM-Block d'être une formulation semi-empirique qui tient compte non seulement des décalages temporels en réponse aux variations des taux d'injection, mais aussi des changements de BHP, ce qui améliore son applicabilité et sa précision dans les simulations de réservoirs complexes.

2.5.6 ML-CRM (Multi-Layer CRM / Multi-Couche CRM)

Dans le génie des réservoirs, il est courant de rencontrer des couches imperméables intercalées dans la roche réservoir, ce qui fait que l'écoulement des fluides vers les puits est compartimenté plutôt qu'unifier à travers une seule couche comme modélisé précédemment. Les outils de diaggraphie de la production (PLT) permettent de détecter la proportion du débit total provenant de chaque compartiment pour les producteurs individuels, c'est-à-dire, pour la α -ième couche, $q_{j\alpha} = f_{PLT,j\alpha} q_j$.

Cependant, le profil de distribution du taux d'injection dans ces compartiments n'est souvent pas déduit, alors qu'il est essentiel pour optimiser la récupération des hydrocarbures. Sur la base de cette compréhension, Mamghaderi et al ont proposé un modèle CRM multicouche (ML-CRM), représenté à la figure 2-11, qui fonctionne avec une représentation en blocs parallèles.

Ce modèle met en synergie les données PLT et le CRMP pour déduire l'allocation des fluides injectés à chaque couche. Plus précisément, il nécessite la définition de deux niveaux de facteurs d'allocation :

- $f_{i\alpha}$: représente la fraction de fluide injecté par l'injecteur i allouée à la couche α ;
- $f_{ij\alpha}$: représente la part de $f_{i\alpha} W_i$ allouée au producteur j .

En revanche, Moreno a élaboré un modèle CRMP multicouche (ML-CRMP) en supposant un profil d'injection connu et une production inconnue dans chaque couche. Cette approche est réalisable pour les puits dotés de capacités d'injection intelligentes, mais ne dispose pas de données de production ou de PLT spécifiques. Moreno a introduit deux formulations pour la CRMP ML :

1. Attribution d'une constante de temps $t_{j\alpha}$ différente pour chaque couche, ce qui signifie que chaque producteur a une constante de temps unique par couche.
2. Utiliser une seule constante de temps τ_j pour chaque producteur, ce qui réduit considérablement le nombre de paramètres.

Bien que l'on puisse s'attendre à des constantes de temps différentes pour chaque couche en raison des propriétés distinctes des couches, l'étude de cas de Moreno dans des champs matures suggère que les deux approches donnent une précision similaire parce que les fluides du réservoir sont presque incompressibles. En outre, la réponse de la production tend à être plus sensible aux variations de $f_{ij\alpha}$ qu'à celles de $\tau_{j\alpha}$.

La figure 2-11 illustre la représentation par blocs utilisée dans l'approche multicouche, en soulignant la configuration parallèle des couches dans le modèle.

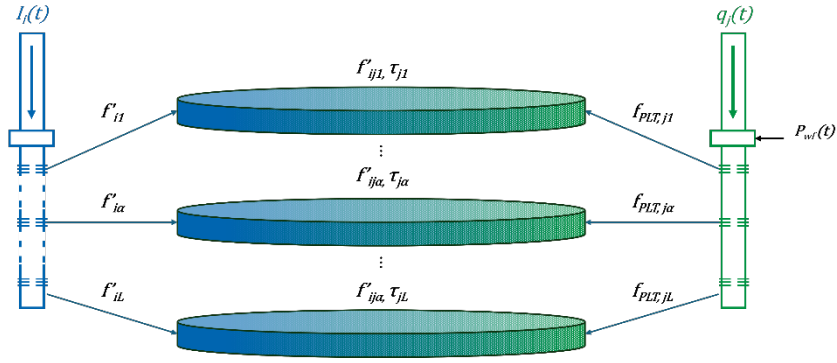


Figure 2-11: Représentation par blocs en parallèle (ML-CRM).

Par conséquent, dans de nombreux scénarios, la deuxième approche consistant à utiliser une seule constante de temps par producteur peut être une stratégie efficace pour réduire le nombre de paramètres requis pour la correspondance historique. Comme indiqué dans le modèle de Mamghaderi et Pourafshary, la complexité du CRM multicouche (ML-CRM) augmente considérablement lorsque les couches du réservoir ne sont pas séparées par une roche totalement imperméable mais par des formations permettant une communication hydraulique, ce qui conduit à un écoulement croisé entre les volumes de contrôle.

Zhang et al ont développé ces modèles en considérant également des injections et une production connue par couche et une pression de fond du puits (BHP) variable pour les producteurs. Les ML-CRM mentionnés précédemment ont étendu le bilan matière du CRMP à chaque couche α , et ces modèles sont résumés comme suit :

$$\tau_{j\alpha} \frac{dq_{p,j\alpha}(t)}{dt} + q_{p,j\alpha}(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} f'_{i\alpha} f_{ij\alpha} w_i(t) - \tau_{j\alpha} J_{j\alpha} \frac{dp_{wf,j}}{dt} \quad (2.49)$$

Où :

$q_{p,j\alpha}$: représente le taux de production total apporté par la couche α , à l'exclusion des contributions de flux croisés provenant d'autres couches $Q_{c,j\alpha}$, et est lié au taux de production total observé dans la couche α ($f_{PLT,j\alpha} q_j(t)$) par :

$$q_{p,j\alpha}(t) = f_{PLT,j\alpha} q_j(t) - Q_{c,j\alpha}(t) \quad (2.50)$$

Pour assurer la conservation de la masse, les contraintes suivantes sont nécessaires :

- La somme des allocations fractionnaires à chaque couche par un injecteur doit être égale à un :

$$\sum_{\alpha=1}^L f_{PLT,j\alpha} = 1 \quad (2.51)$$

- La somme des fractions PLT pour chaque couche doit être égale à un :

$$\sum_{\alpha=1}^L f_{PLT,j\alpha} = 1 \quad (2.52)$$

- La somme des contributions à l'écoulement transversal pour chaque couche à tout moment doit être nulle :

$$\sum_{\alpha=1}^L Q_{c,j\alpha}(t) = 0 \quad (2.53)$$

Bien que Mamghaderi, Pourafshary et Zhang aient proposé des modèles qui tiennent compte de l'écoulement croisé entre les couches, il convient d'être prudent lorsque l'on augmente la complexité du modèle. Plus le nombre de paramètres augmente, plus il est possible d'adapter des modèles multiples et éventuellement trompeurs aux données historiques. En outre, l'évolution des termes d'écoulement croisé dans le temps peut ne pas être correctement saisie par ces approches, ce qui peut entraîner des erreurs dans la précision des prédictions.

2.6 Identification des paramètres

La fonction **minimize** de la bibliothèque **SciPy.optimize** [8, 9]. a été sélectionnée pour identifier les paramètres du modèle de capacité-résistance (CRM), en particulier les constantes de temps(τ) et les facteurs de connectivité entre les puits f_{ij} . La méthode choisie, « **trust-constr** », est particulièrement adaptée à cette application en raison de sa capacité à traiter efficacement les contraintes qui sont essentielles pour maintenir le réalisme physique des paramètres du modèle.

2.6.1 Pourquoi choisir minimize « trust-constr »

La méthode « **trust-constr** » de la fonction **minimize** de **SciPy** est particulièrement adaptée à notre problème d'identification pour plusieurs raisons :

- **Préservation de la signification physique** : La méthode **trust-constr** permet d'incorporer diverses contraintes directement dans le processus d'optimisation, en veillant à ce que la solution reste dans des limites physiquement significatives. Ceci est crucial car les paramètres τ et f_{ij} ont des interprétations physiques spécifiques qui doivent être préservées. Par exemple, τ représente des constantes de temps qui doivent être positives, et f_{ij} sont des fractions (comprises entre 0 et 1) qui représentent la fraction d'eau injectée qui part directement de l'injecteur i vers le producteur j .
- **Fiabilité et Efficacité** : Les méthodes de **trust-région** sont connues pour leur fiabilité dans le traitement des problèmes d'optimisation non linéaires avec des contraintes. Elles sont efficaces dans les problèmes à grande échelle en ne considérant qu'une région autour du point actuel pour approximer la fonction objective, ce qui la rend efficace sur le plan du calcul et plus susceptible de converger vers un minimum global dans les limites fixées.

2.6.2 Contraintes et système d'inconnues

Les contraintes appliquées dans le processus d'identification étaient les suivantes :

- $0 \leq f_{ij} \leq 1$: veiller à ce que les facteurs de connectivité restent dans la limite physiquement plausible de 0 à 1.
- **τ doit être positif** : Les constantes de temps doivent avoir une signification physique, indiquant le temps de réponse du réservoir.

Le nombre d'inconnues dans le système dépend de la version du modèle utilisée :

- **CRMT** : 2 inconnues.
- **CRMP** : $N_{prod} * (N_{inj} + 1)$ inconnues.
- **CRMIP** : $N_{prod} * (2 * N_{inj} + 1)$ inconnues.

Où N_{prod} et N_{inj} est le nombre de puits de production et d'injection respectivement.

2.6.3 Fonction objective

Dans ce contexte, la fonction objective est généralement une fonction des moindres carrés qui mesure l'écart entre les données de production observées et modélisées. La fonction est minimisée pour optimiser les paramètres τ et f_{ij} , améliorant ainsi la précision des prédictions du modèle par rapport aux performances réelles du réservoir.

Mathématiquement, elle peut être exprimée comme suit :

$$\text{Objective Function} = \sum_{t=t_0}^T (q_{obs}(t) - q_{modèle}(t, \tau, f_{ij}))^2 \quad (2.54)$$

Où $q_{obs}(t)$ est la production observée au moment (t) et $q_{modèle}(t, \tau, f_{ij})$ est la production prédite par le modèle pour des paramètres donnés.

2.6.4 Algorithme d'identification

Le processus algorithmique d'identification des paramètres CRM à l'aide de la fonction de **minimize** avec sa méthode « **trust-constraint** » peut être décrit comme suit:

- **Initialisation des paramètres** : Commencer par des suppositions initiales plausibles pour τ et f_{ij} .
- **Définition des contraintes** : Assurer que $0 \leq f_{ij} \leq 1$ et τ positif
- **Évaluation de la fonction objective** : Calculer la valeur de la fonction objective sur la base des estimations actuelles des paramètres.
- **Vérification des contraintes** : Vérifier que toutes les contraintes sont respectées.
- **Mettre à jour les paramètres** : Utiliser l'ajustement de trust-region pour mettre à jour les paramètres.
- **Vérification de la convergence** : Evaluer si les changements dans la fonction objective ou les paramètres sont inférieurs à un seuil fixé.
- **Fin ou itération** : Si le résultat est convergent, arrêter ; sinon, recommencer à partir de l'étape 3.
- **Résultats** : Une fois que l'algorithme converge, finaliser les paramètres optimisés.

Ci-dessous une représentation visuelle de l'algorithme d'identification utilisé pour l'estimation des paramètres du CRM. Ce diagramme illustre le processus étape par étape, de l'initialisation à la vérification de la convergence :

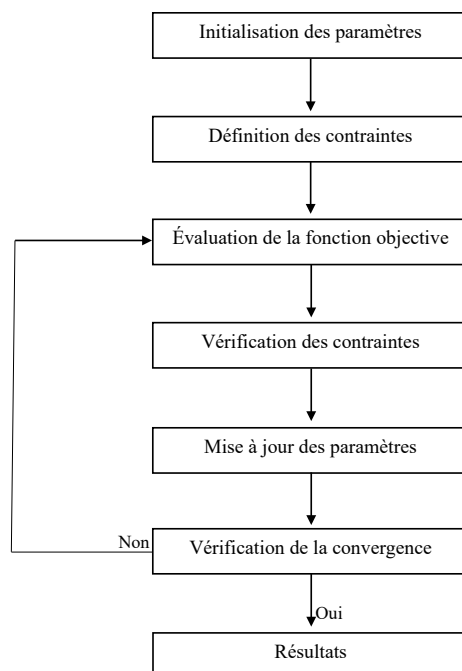


Figure 2-12: Algorithme d'optimisation pour l'ajustement des paramètres et la validation des contraintes.

2.7 Cas d'application 1: Kaviani et Valko Data Set

L'exemple suivant illustre l'application d'une stratégie d'injection d'eau à l'aide de Kaviani et Valko Data Set décrites dans leur article [10], qui explore les indices de productivité multi-puits pour les injections d'eau. Les données proviennent d'un petit champ utilisant un « modèle d'injection en cinq points » sur une grille, comprenant 4 producteurs et 5 injecteurs sur un historique de production de 300 mois.

Les données recueillies dans ce champ synthétique sont exprimées en barils de réservoir (Rb). Cela garantit la précision de la manipulation et de l'analyse des volumes de fluides dans les conditions du réservoir.

La configuration du champ consiste en quatre puits de production et cinq puits d'injection, systématiquement nommés en utilisant 'P' pour les producteurs (P1, P2, P3, P4) et 'I' pour les injecteurs (I1, I2, I3, I4, I5) afin de simplifier l'identification et référencement des données :

Les figures suivantes illustrent les débits journaliers pour chaque puits de production et d'injection, respectivement. La figure 2-14 montre les taux de production de liquides, mettant en évidence les tendances de performance des puits. La figure 2-15 montre les taux d'injection d'eau.

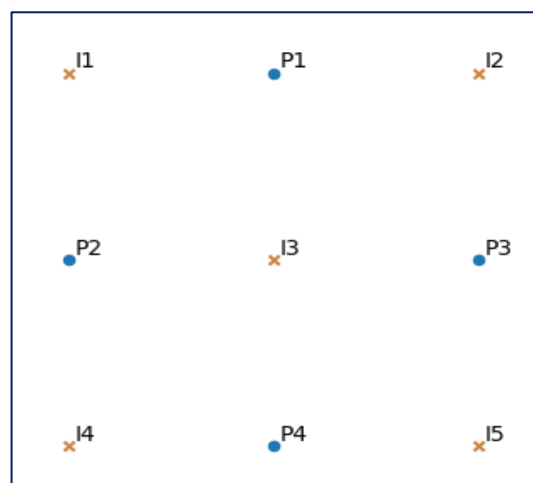


Figure 2-13: Répartition des puits de production et d'injection dans le champ synthétique.

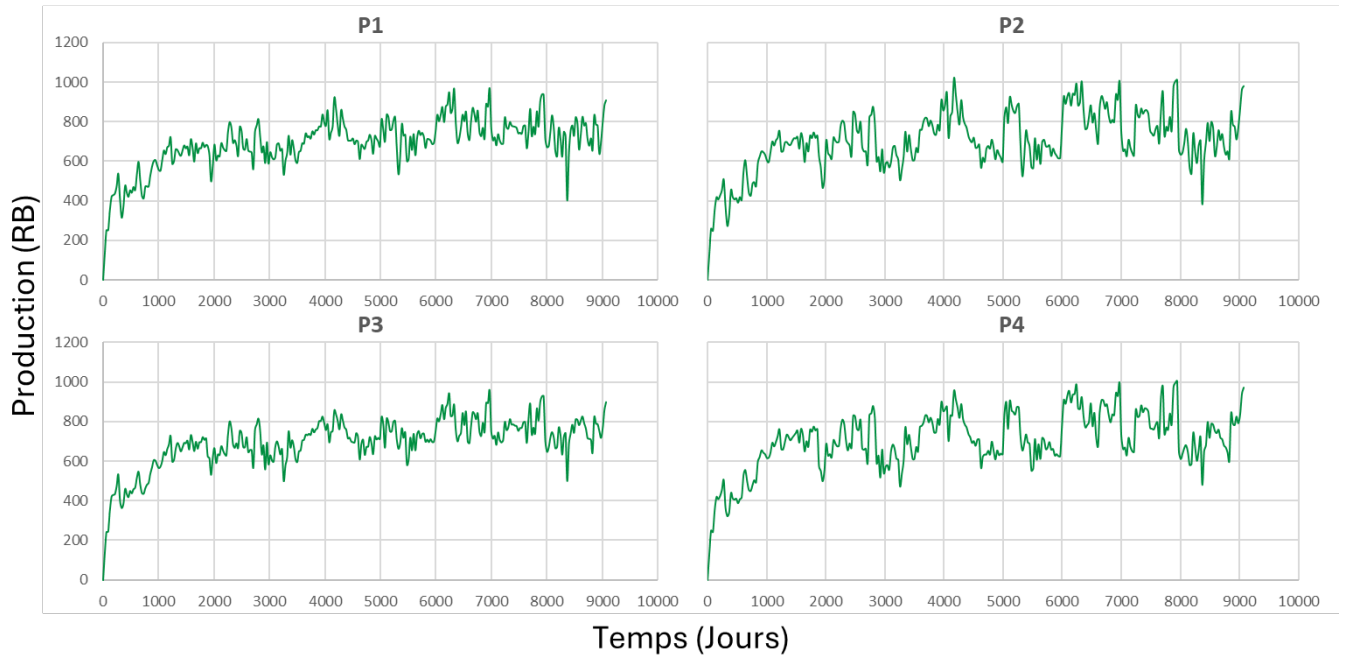


Figure 2-14: Taux de Production de Liquide des puits producteurs

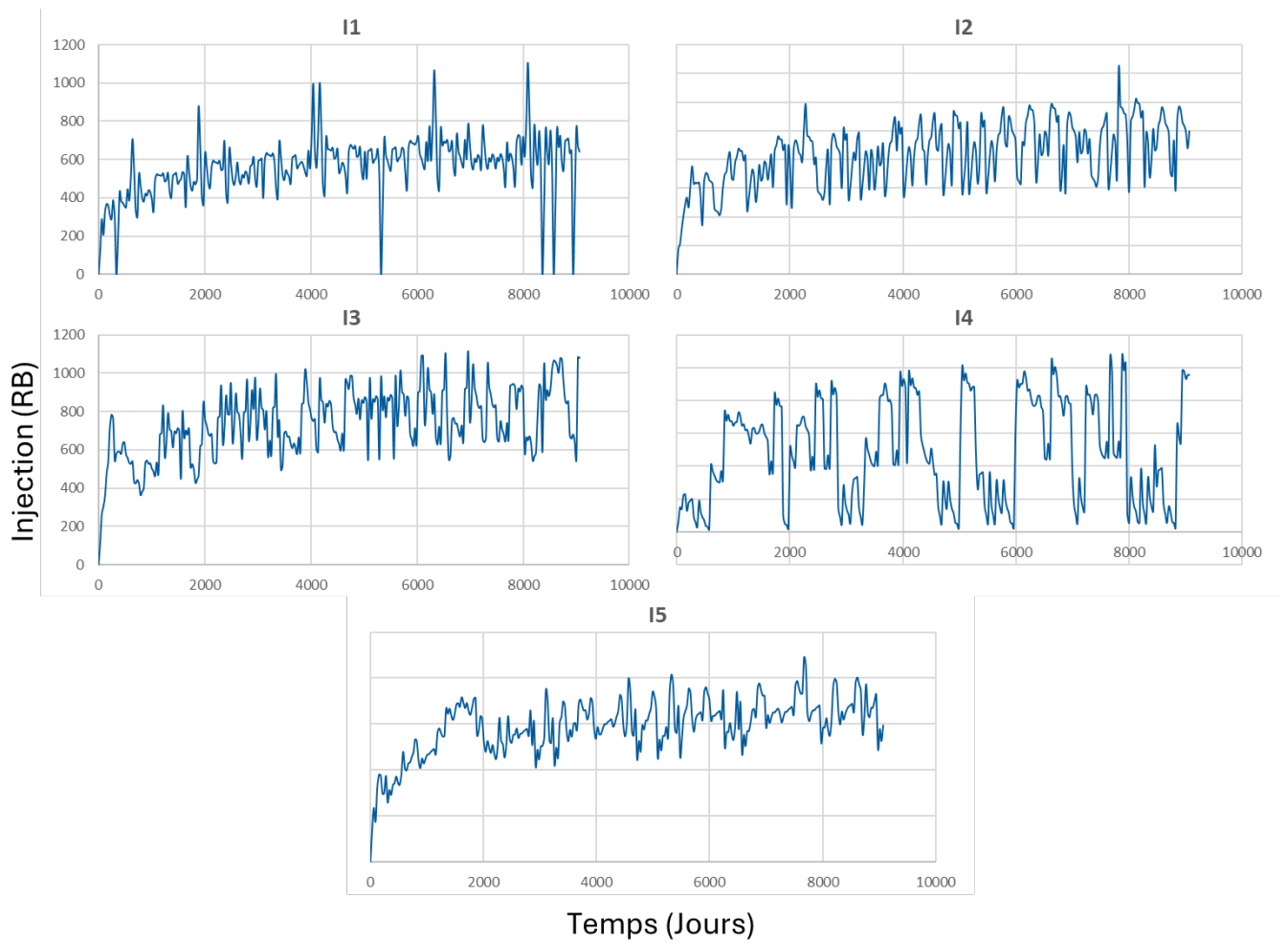


Figure 2-15: : Taux d'Injection d'eau des puits producteurs

Au cours du processus d'History Matching, les paramètres du CRM doivent être soigneusement évalués afin d'optimiser la précision du modèle. La complexité et le nombre de paramètres augmentent progressivement de CRMT à CRMP, et de CRMP à CRMIP. Dans toutes les variantes du CRM, les paramètres inconnus sont déterminés en minimisant les écarts entre les prédictions du modèle et les débits expérimentaux réels. Pour ce faire, nous utilisons la méthode « **minimize** » (**trust-constr method**) » de la bibliothèque « **Scipy.optimize** » pour affiner nos efforts de comparaison des historiques.

Dans ce rapport, nous avons modélisé tous les volumes de contrôle - CRMT, CRMP et CRMIP:

2.7.1 CRMT:

Dans cette section, nous nous concentrons sur le premier volume de contrôle, le CRMT. Comme indiqué précédemment, le CRMT fonctionne selon l'hypothèse d'un bloc de contrôle unique, où la production totale de liquide est la somme cumulée des taux de production de chaque producteur, représenté par un seul pseudo-puits de production. De même, l'injection totale d'eau est agrégée à partir de chaque injecteur, représenté par un seul pseudo-puits d'injection. Ces puits caractérisent le volume de drainage de l'ensemble du réservoir et sont utilisés pour représenter le bilan matière.

L'objectif principal de cette approche est d'établir un modèle de base pour évaluer l'impact généralisé de l'injection d'eau sur les taux de récupération et de production finale, ce qui permet de prédire la production totale du champ. Pour ce volume de contrôle, une seule constante de temps et un seul paramètre de connectivité sont estimés, reflétant la partie de l'injection potentiellement perdue dans le réservoir.

Ce modèle a été appliqué aux données synthétiques, comme indiqué dans les sections précédentes, qui comprennent les enregistrements de production et d'injection pour chaque puits correspondant, ajustés pour l'ensemble du champ conformément à l'approche CRMT. La production totale et l'injection de liquides et d'eau, respectivement, ont été calculées sur la base de l'équation (2.7) et sont illustrées dans les figures ci-dessous.

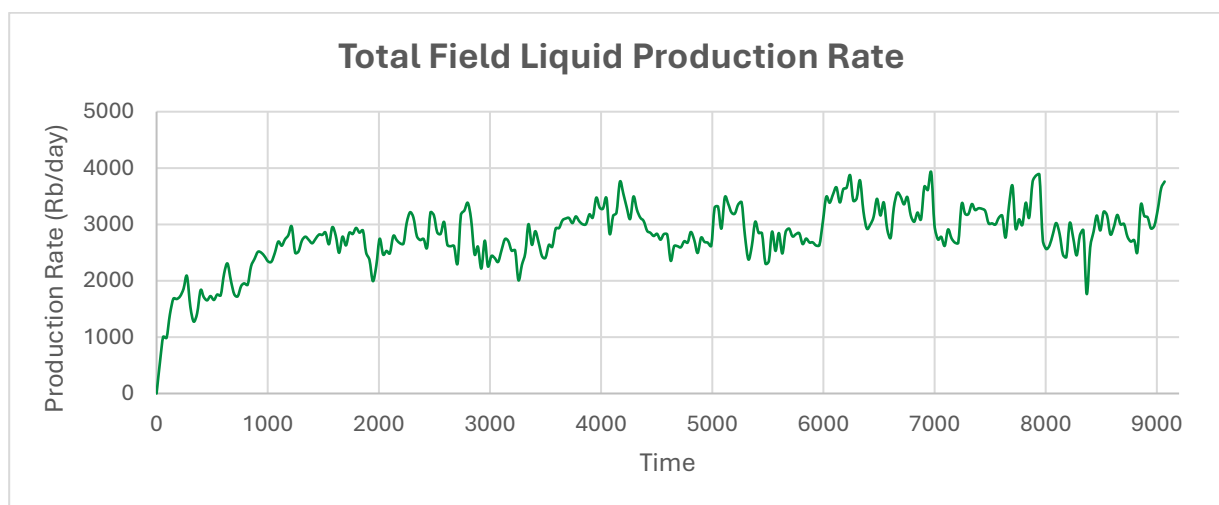


Figure 2-16: Taux de Production de Liquide totale au niveau du champ

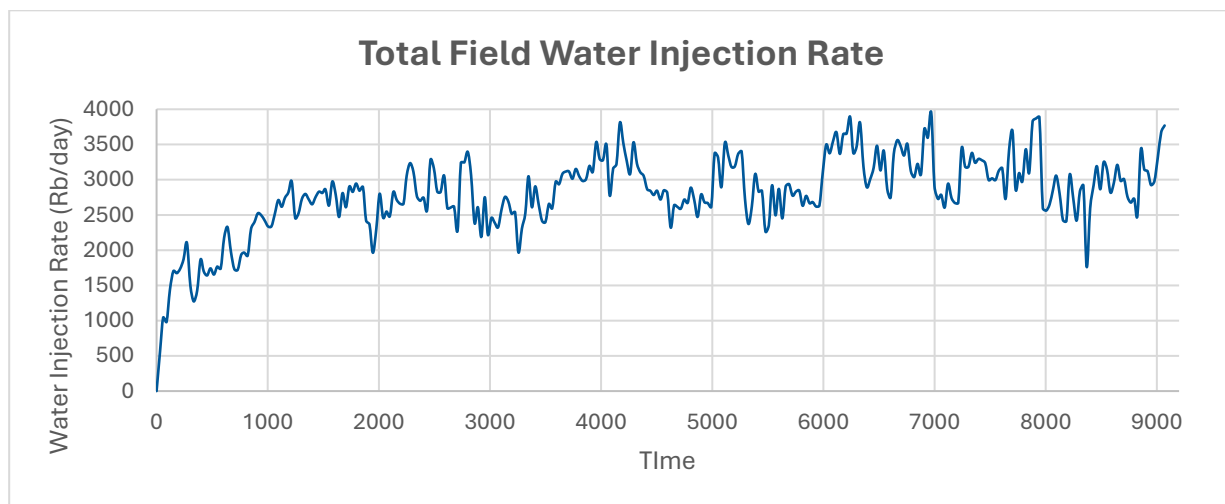


Figure 2-17: Taux de Production de Liquide totale au niveau du champ

- **History Matching**

Notre algorithme CRM implique de multiples paramètres et combinaisons potentielles qui peuvent donner des résultats positifs. Il est donc crucial d'adapter étroitement le choix des paramètres au problème spécifique qui se pose. Cette tâche est difficile en raison des liens subtils entre les paramètres de l'algorithme et les aspects physiques du problème. Dans le modèle CRMT, les paramètres clés sont τ_{Field} et le f_{Field} , contraints par $\tau_{Field} > 0$ et $0 \leq \tau_{Field} \leq 1$.

Nous avons choisi d'évaluer le modèle de régression à l'aide de notre fonction objective, qui est exprimée dans les mêmes unités que la variable à prédire (débit), ce qui la rend plus facile à interpréter. La fonction objective représente essentiellement l'erreur entre les débits réels sur le terrain et ceux prédits par l'équation de solution du CRMT. En considérant une variation linéaire du taux d'injection (LVIR), nous avons utilisé la solution de l'équation du CRMT en LVIR pour estimer le taux de production du CRMT.

Dans une représentation de réservoir pour un groupe de puits ou le champ entier (CRMT), les équations (2.15) et (2.16) peuvent être adaptées. S'il existe plusieurs producteurs, les variations de BHP des puits individuels ne peuvent pas être prises en compte dans l'estimation des paramètres du CRMT.

Les résultats de l'utilisation du module « **scipy.optimize minimize** » sont détaillés ci-dessous, présentant les valeurs optimisées de la constante de temps $\tau = 54.12$ jours, du facteur de connectivité $f_f = 0,98$, et d'un R^2 de 0,85.

Table 2-1: Résultats de l'History Matching des liquides de production - CRMT

	Time Constant τ (days)	Facteur f_f	R^2
Optimisé	54.12	0.98	0.85

Ces résultats permettent d'explorer et de discuter de différents scénarios en peu de temps. Les deux paramètres du CRMT ont été estimés, révélant une connectivité proche de 1, indiquant le volume de contrôle du bloc et suggérant que presque toute l'eau injectée par le pseudo-injecteur atteint le pseudo-producteur avec des pertes négligeables. La valeur de la constante de temps, d'environ quatre ans, représente le temps nécessaire pour qu'une modification du taux d'injection influence effectivement le signal de production au niveau du champ, bien qu'elle n'ait pas de signification physique significative pour ce volume de contrôle.

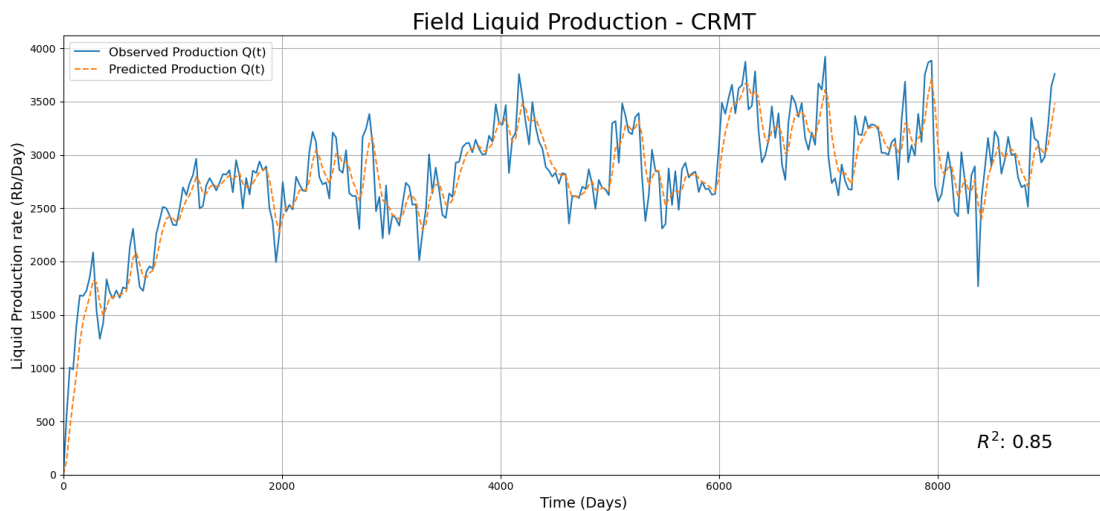


Figure 2-18: Résultats de l'History Match du liquide de production - CRMT.

- **Initialisation de Calcul et Optimisation :**

Les paramètres initiaux de $\tau_0 = 30$ jours et $f_{f0} = 1$ ont mis en évidence une inadéquation significative, évidente de la faible valeur de R^2 de 0,16. Cette première estimation a servi de point de départ, soulignant la nécessité d'ajustements plus précis pour aligner le modèle sur les comportements réels des réservoirs.

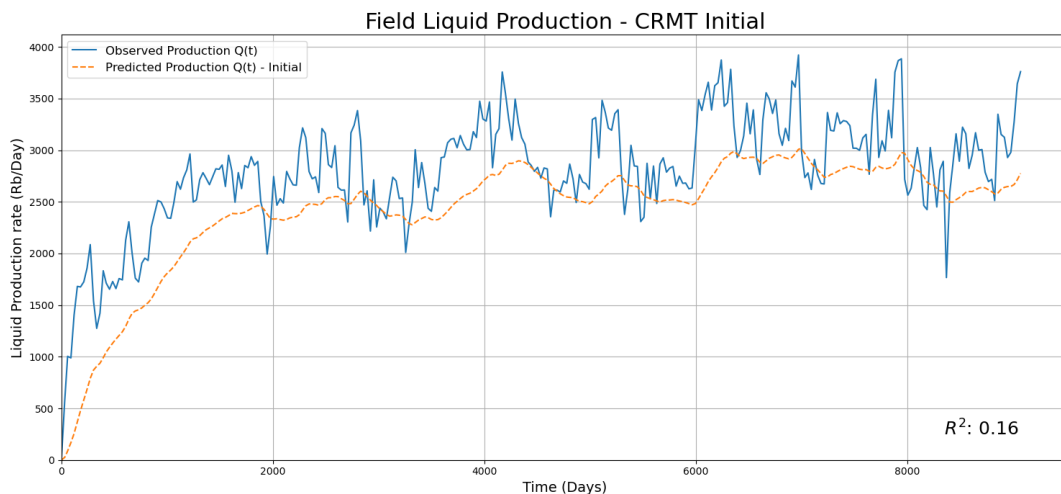


Figure 2-19: Résultats Initial de l'History Matching du liquide de production sans Optimisation - CRMT.

L'algorithme « **scipy.optimize minimize** » a été crucial pour affiner les paramètres afin de mieux refléter la dynamique du réservoir, améliorant la valeur de R^2 à 0,8266. Les valeurs optimisées, $\tau_f = 54,12$ jours et $f_f = 0,98$, ont suggéré une efficacité presque complète dans le processus d'injection d'eau, avec des pertes minimales et une précision prédictive améliorée.

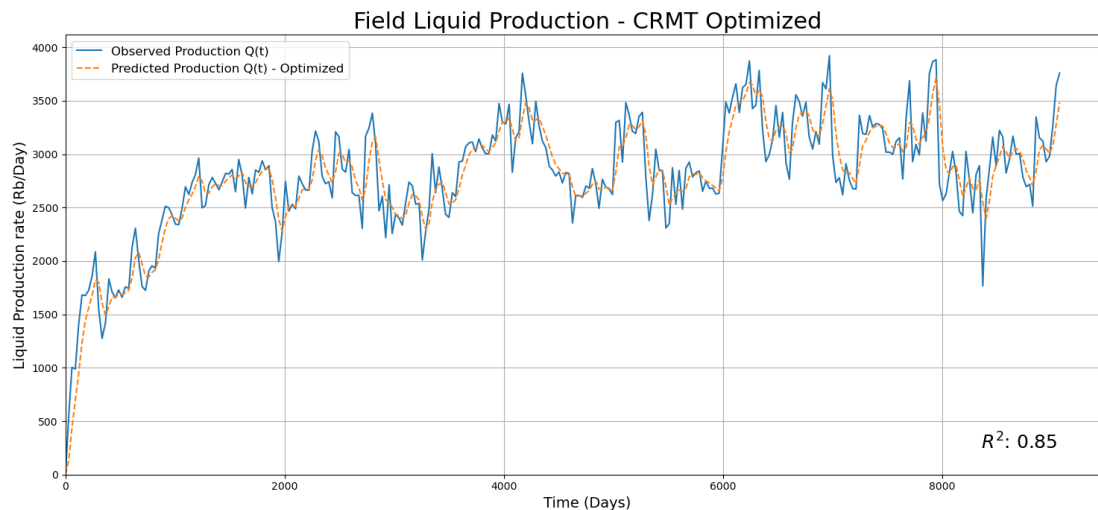


Figure 2-20: Résultat Final de l'History Matching du liquide de production avec Optimisation - CRMT.

Ce processus d'optimisation démontre l'importance d'un algorithme efficace dans l'ajustement des paramètres CRM pour une adaptation précise aux données de terrain. En réduisant méthodiquement l'erreur dans les prédictions, l'optimisation a non seulement amélioré la précision du modèle, mais a également fourni une base fiable pour améliorer les stratégies de gestion des réservoirs. Cette approche rationalisée de l'ajustement des paramètres garantit que les prédictions du CRM sont à la fois précises et pertinentes d'un point de vue pratique, facilitant ainsi la prise de décisions opérationnelles optimales basées sur des données solides.

- **Analyse comparative des modèles SVIR et LVIR pour le CRMT:**

L'approche SVIR (Stepwise Variation of Injection Rate) offre une méthode rapide et simple pour les calculs CRMT, nécessitant moins de puissance de calcul. Elle excelle dans les scénarios où les taux d'injection changent brusquement, ce qui permet des mises à jour rapides du modèle. Cependant, le SVIR ne permet pas de saisir les changements graduels et continus des taux d'injection, ce qui constitue une limitation critique lorsqu'il s'agit de conditions opérationnelles qui varient lentement.

En revanche, l'approche LVIR (Linear Variation of Injection Rate) est conçue pour suivre ces changements graduels de manière plus efficace. La LVIR offre un niveau de précision plus élevé, en particulier dans les environnements où les taux d'injection ne changent pas brusquement mais évoluent au fil du temps. Cela permet d'améliorer la précision des prédictions du modèle, ce qui est évident dans les résultats des correspondances historiques.

Les figures suivantes illustrent les résultats comparatifs de l'History Matching en utilisant les approches SVIR et LVIR pour le CRMT, en soulignant les différences de précision entre les deux modèles :

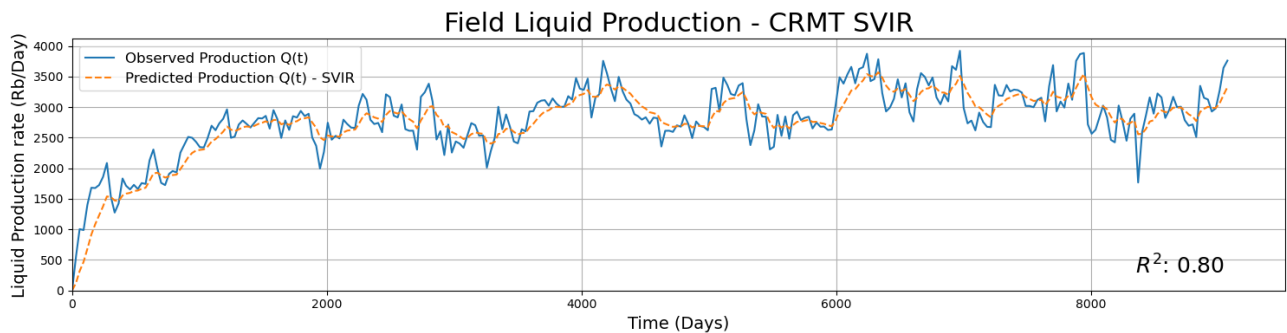


Figure 2-21: Résultat Final de l'History Match du liquide de production SVIR - CRMT.

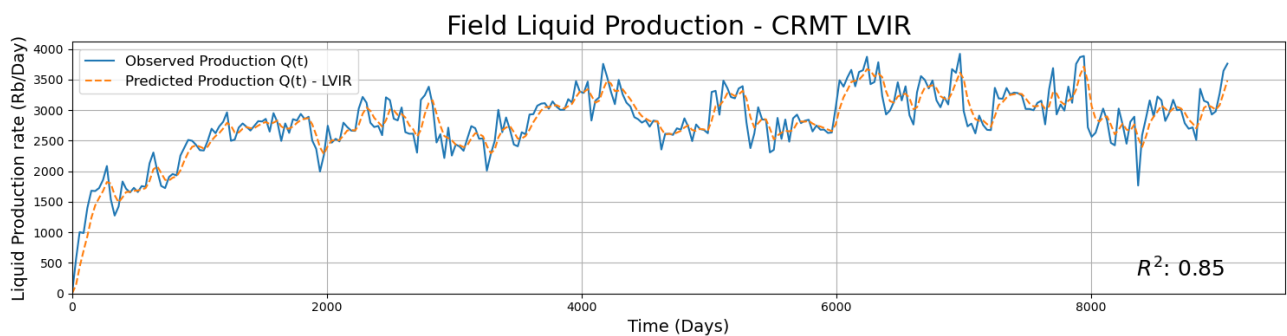


Figure 2-22: Résultat Final de l'History Match du liquide de production LVIR - CRMT.

Les valeurs R^2 servent d'indicateurs de la performance des modèles, l'approche LVIR obtenant un R^2 de 0,85, légèrement supérieur au R^2 de 0,8 du SVIR. Cela indique que, bien que les deux approches soient efficaces, LVIR offre un léger avantage en capturant la dynamique du réservoir avec plus de précision en raison de sa capacité à intégrer des changements graduels dans les taux d'injection.

En résumé, alors que le SVIR fournit des réponses rapides et nécessite moins d'efforts de calcul, ce qui le rend adapté à certains scénarios opérationnels, la capacité de la LVIR à intégrer en douceur les changements continus de données la rend préférable pour atteindre une plus grande précision dans les environnements où les taux d'injection changent graduellement. Cette compréhension nuancée de chaque approche permet de sélectionner le modèle approprié en fonction des conditions spécifiques du terrain et des exigences opérationnelles.

2.7.2 CRMP

Alors que le CRMT sert de modèle de base pour évaluer l'impact global de l'injection d'eau sur la production à l'échelle du champ, le modèle CRMP offre une analyse plus détaillée en évaluant chaque puits individuellement. Ce modèle se concentre sur les volumes de contrôle centrés autour de chaque producteur et prend en compte l'influence des injecteurs voisins dans le rayon de drainage du producteur.

Dans le CRMP, une constante de temps unique τ_j est estimée pour chaque producteur, ainsi qu'une connectivité f_{ij} pour chaque paire producteur-injecteur. Contrairement à CRMT, CRMP impose une contrainte supplémentaire selon laquelle la somme des connectivités pour chaque injecteur ne doit pas dépasser un. Cela permet de s'assurer que l'influence totale de l'eau injectée sur la production est correctement prise en compte, tout excédent étant considéré comme perdu dans le réservoir.

Le modèle CRMP a été appliqué aux données du champ synthétique comprenant quatre puits de production et cinq puits d'injection. Pour l'optimisation, la fonction « **scipy.optimize minimize** » avec la méthode 'trust-constr' est utilisée, bien adaptée aux problèmes d'optimisation sous contrainte.

Pour gérer efficacement les contraintes dans le CRMP, il est essentiel d'effectuer l'optimisation sur tous les puits de production simultanément. La fonction objective à minimiser est la somme des carrés des erreurs entre les taux de production réels et modélisés pour chaque puits. L'algorithme d'optimisation est configuré comme suit :

Table 2-2: Configuration de l'algorithme d'optimisation minimize (trust-constr) pour le CRMP.

Fonction Objective	$\sum_{j=1}^{N_{prod}} (q_{obs,j} - q_{modèle,j}(\tau_j, f_{ij}))^2$
Valeurs Initiales	$\begin{aligned} \tau_0 &= \tau_{CRMT} \\ f_{ij0} &= 0 \end{aligned}$
Nombres d'inconnues	$\begin{aligned} \tau_j &= N_{prod} = 5 \\ f_{ij} &= N_{prod} * N_{inj} = 20 \end{aligned}$
Bornes	$\begin{aligned} \tau_j &> 0 \\ 0 &\leq f_{ij} \leq 1 \end{aligned}$
Contraintes	$\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \leq 1$

La stratégie d'optimisation consiste à minimiser l'erreur globale en ajustant les paramètres du modèle en fonction des contraintes énoncées. Cette approche globale garantit que la dynamique de production de chaque puits est modélisée avec précision, reflétant l'impact réel des injections et permettant des prévisions et une planification opérationnelle plus précises.

En utilisant le LVIR pour les variations du taux d'injection et en incorporant les changements de pression au fond du puits (équation 2-28), le modèle CRMP fournit un cadre raffiné et pratique pour améliorer la précision des prévisions et l'efficacité opérationnelle des stratégies d'injection d'eau dans des environnements de réservoirs complexes.

• Stratégie d'optimisation pour le CRMP

Comme pour le volume de contrôle initial, nous avons choisi d'utiliser la somme des erreurs quadratiques moyennes (« MSE ») de chaque producteur pour évaluer notre algorithme d'optimisation. Il s'agit de comparer les taux de production réels de chaque puits avec les taux prédits par le modèle du CRMP, ajustés pour un taux d'injection variant linéairement (LVIR) et des pressions de fond de puits comme indiqué dans l'équation (2.28). Cette MSE agrégée sert de fonction objective que nous cherchons à minimiser.

Comme indiqué dans le tableau ci-dessus, les valeurs initiales des constantes de temps et de la connectivité dérivées du modèle CRMT sont utilisées pour initialiser l'optimisation du CRMP. En outre, la littérature suggère une autre méthode d'initialisation qui utilise l'inverse de la distance entre chaque producteur et l'injecteur (équation 2.22) pour fixer les valeurs initiales.

L'extrait de code suivant décrit la manière dont l'estimation initiale de l'algorithme d'optimisation est mise en place. Ce processus implique de combiner la matrice de connectivité f_{ij} et les constantes de temps τ en un seul tableau unidimensionnel (1D) pour des raisons d'efficacité de calcul :

```

...
Initial_guess is the starting point for the optimization algorithm
It combines the flattened Fij matrix and Tau values into a single 1D array

np.concatenate() is used to join multiple arrays
- Fijs.flatten() converts the 2D Fij matrix into a 1D array
- In our example, Fijs is a 5x4 matrix, Fijs.flatten() will be a 1D array of length 20
- Taus is already a 1D array, so it doesn't need to be flattened

The resulting initial_guess is a 1D array with the following structure:
- [f_11, f_12, ..., f_54, tau_1, tau_2, ..., tau_5]
- Where f_ij are the elements of the Fij matrix, and tau_i are the Tau values
...
Initial_guess = np.concatenate((Fijs.flatten(), Taus))

```

Figure 2-23: Initialisation des inconnus du CRMP dans l'algorithme `minimize('trust-constr')`.

Cette figure illustre l'initialisation des paramètres inconnus du modèle CRMP dans l'algorithme « `minimize('trust-constr')` ». Cette configuration garantit que tous les paramètres nécessaires sont correctement positionnés pour une efficacité optimale au cours du processus d'optimisation, préparant ainsi le terrain pour une calibration raffinée du modèle et une précision prédictive accrue.

Dans le modèle CRMP, similaire au CRMT, chaque paramètre inconnu tel que les constantes de temps τ et les connectivités f_{ij} nécessite des contraintes spécifiques pour assurer une modélisation réaliste et efficace. Ces limites sont essentielles pour maintenir la plausibilité physique de la simulation.

L'extrait de code Python suivant spécifie les bornes des variables d'optimisation, en s'alignant sur les descriptions fournies :

```

'''Define bounds for each variable in the optimization'''

# Fij_bound: Each fij must be between 0 (no flow) and 1 (all flow)
# Fijs.size gives the total number of elements in the flattened Fij matrix
Fij_bound = [(0, 1)] * Fijs.size

# Taus_bound: Each Tau (time constant) must be positive
# Lower bound is 1e-3 to avoid numerical issues, upper bound is infinity
Taus_bound = [(1e-3, np.inf)] * Taus.size

# Bounds: Combine Fij and Taus bounds in the same order as initial_guess
# (first all fij bounds, then all Tau bounds)
Bounds = Fij_bound + Taus_bound

```

Figure 2-24: Intervalles des inconnus du CRMP dans l'algorithme `minimize('trust-constr')`.

Cet extrait établit les bornes numériques pour chaque paramètre dans le processus d'optimisation, avec « `Fijs.size` » et « `Taus.size` » représentant le nombre total de paramètres de connectivité et de constante de temps, respectivement.

Le CRMP se distingue en exigeant que la somme des connectivités pour chaque injecteur f_{ij} ne dépasse pas 1, ce qui garantit que le fluide injecté est réparti de manière appropriée entre les producteurs.

Cette contrainte est mise en œuvre à l'aide d'une fonction Python qui est incorporée dans le processus d'optimisation afin de maintenir les limites de connectivité totale pour chaque injecteur :

```

def constraint_sum_cols(x):
    """
    Ensure sum of each Fij column (total fraction of water from one injector) is <= 1.

    Args:
    | x (array): Flattened array of optimization variables [f_11, ..., f_mn, tau_1, ..., tau_m].

    Returns:
    | array: 1 - column_sums. Constraint satisfied if all elements are >= 0.
    """
    m, n = fijs.shape # m producers, n injectors
    fij_values = x[:m*n] # First m*n elements are flattened Fij
    fij_matrix = fij_values.reshape(m, n) # Reshape to original Fij shape

    column_sums = np.sum(fij_matrix, axis=0) # Sum along axis 0 (rows) for each injector
    return 1 - column_sums # Constraint requires each sum <= 1, so 1 - sum >= 0

# Constraints for scipy.optimize.minimize
constraints = [
    {'type': 'ineq', 'fun': constraint_sum_cols},
]

```

Figure 2-25: Initialisation de la contrainte sur les connectivités dans l'algorithme `minimize('trust-constr')`.

Cette fonction vérifie que la somme des valeurs de connectivité pour chaque injecteur chez tous les producteurs ne dépasse pas 1, un facteur crucial pour garantir que l'eau injectée est utilisée efficacement dans le champ.

Ces extraits de code se rapportent directement aux contraintes décrites dans le texte et fournissent une application pratique pour la mise en œuvre de ces contraintes au cours du processus d'optimisation. En alignant les définitions mathématiques avec leurs implémentations de code correspondantes, nous nous assurons que l'optimisation adhère strictement aux paramètres et contraintes du modèle définis, facilitant ainsi des simulations CRMP précises et fiables.

Ce tableau donne un aperçu complet des résultats de la comparaison des historiques du modèle du CRMP, en détaillant à la fois les constantes de temps et les valeurs de connectivité entre les injecteurs et chaque producteur.

Table 2-3: Résultats de l'History Matching des liquides de production - CRMP

Résultats	I ₁	I ₂	I ₃	I ₄	I ₅	τ	R ²
P ₁	0.3284	0.3187	0.2466	0.1682	0.1846	38.18	0.90
P ₂	0.3298	0.1714	0.2582	0.3344	0.1547	43.77	0.94
P ₃	0.1729	0.3342	0.2471	0.1702	0.3263	40.01	0.93
P ₄	0.1680	0.175	0.2474	0.3257	0.3335	36.96	0.88
Somme	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	/	/

Les valeurs de connectivité entre les injecteurs et chaque producteur, dont la somme est proche de 1, reflètent une répartition optimale et une perte minimale d'eau injectée. Cette distribution efficace indique une forte communication entre les puits, où la quasi-totalité du fluide injecté contribue à la production, minimisant ainsi les inefficacités et les pertes.

- **Les injecteurs I4 et I5 :** Leur impact significatif sur les taux de production de Q2 et Q4 est remarquable. Les connectivités plus élevées suggèrent que ces puits pourraient être placés stratégiquement ou avoir des techniques de complétion améliorées qui améliorent leur influence sur les producteurs adjacents.
- **Injecteur I2 :** L'injecteur I2 a l'impact le plus élevé sur Q3, ce qui suggère la possibilité d'une voie directe ou d'une moindre résistance du réservoir entre cet injecteur et le producteur. Cela pourrait indiquer des caractéristiques géologiques telles que des fractures ou des stries de haute perméabilité favorisant l'écoulement des fluides.
- **Valeurs de connectivité faibles:** Pour certaines paires injecteur-producteur (par exemple, I4 avec Q₁), des valeurs faibles peuvent indiquer une distance physique, des barrières géologiques ou un alignement sous-optimal dans l'architecture du réservoir, réduisant ainsi leur efficacité à influencer la production.

L'uniformité des constantes de temps entre les différents producteurs suggère que les propriétés du réservoir ne varient pas beaucoup, ce qui favorise un comportement et une gestion prévisibles. Cependant, les légères variations dans les constantes de temps peuvent également indiquer des différences dans les conditions du réservoir ou la performance du puits, ce qui nécessite des approches adaptées à chaque puits.

La figure 5-24 illustre les résultats pratiques de la mise en correspondance de l'historique et confirme visuellement l'interconnexion et l'efficacité des paires injecteur-producteur.

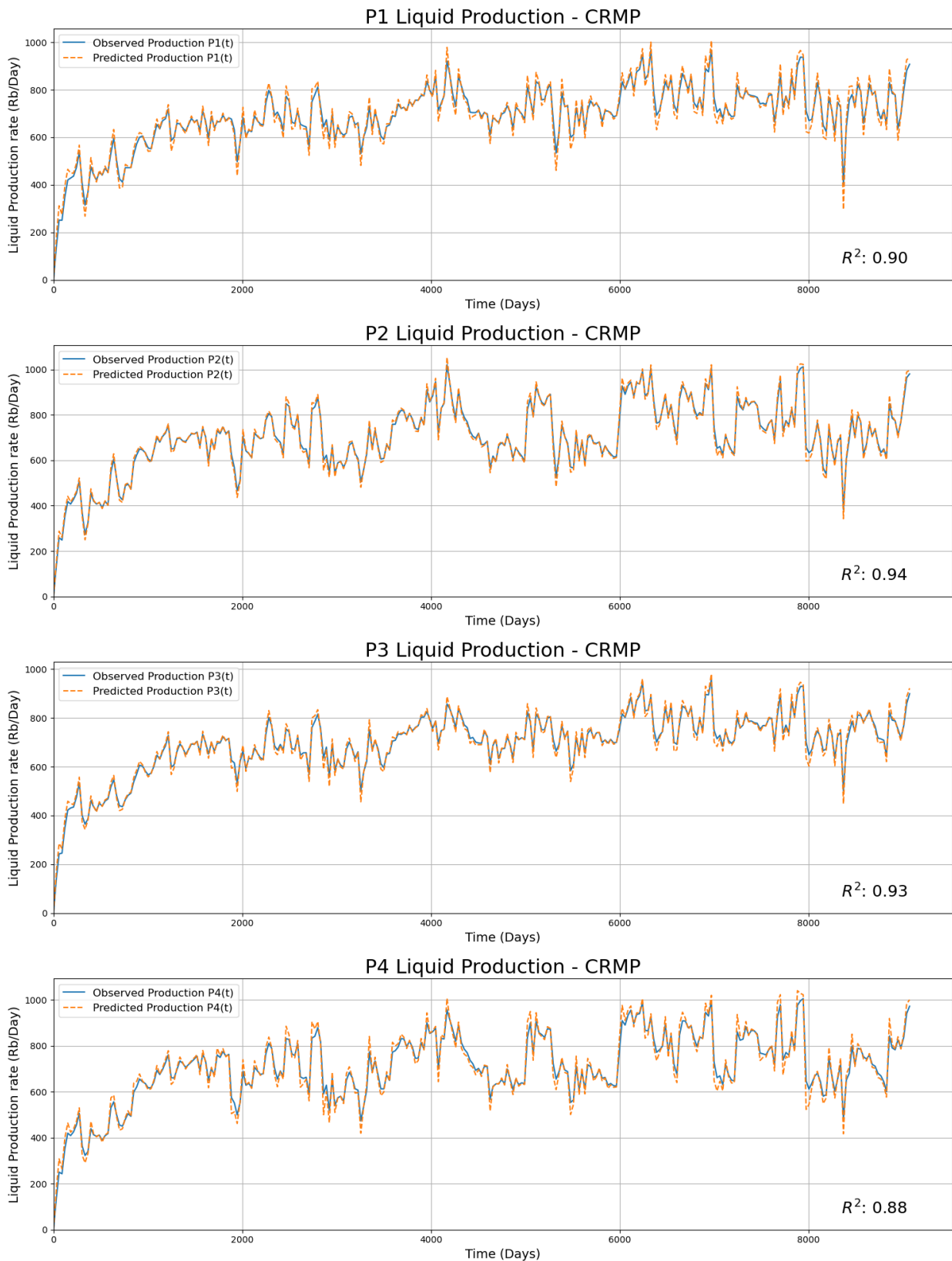


Figure 2-26: Résultats de l'History Match du liquide de production sur les 4 puits producteurs - CRMP.

Ces résultats ne valident pas seulement la précision du modèle du CRMP, mais fournissent également des informations approfondies sur la dynamique du réservoir. Dans le génie des réservoirs, la compréhension des différentes interférences entre les puits et de la connectivité à travers le champ permet d'optimiser le placement des puits, d'ajuster les stratégies d'injection et de planifier le développement futur avec une plus grande précision, ce qui conduit en fin de compte à une meilleure récupération du pétrole et à une meilleure gestion du réservoir.

2.7.3 CRMIP

CRMIP offre une analyse plus détaillée en se concentrant sur les paires individuelles injecteur-producteur. Ce modèle est essentiel pour comprendre la dynamique spécifique à l'intérieur de segments plus petits du réservoir, ce qui permet des prédictions et des optimisations précises au niveau microéconomique.

Estimation des paramètres dans le CRMIP : Dans le CRMIP, chaque paire injecteur-producteur est modélisée séparément, ce qui nécessite l'estimation de constantes de temps f_{ij} et de valeurs de connectivité f_{ij} uniques pour chaque paire. Cette approche permet de comprendre en détail l'influence de chaque injecteur sur les producteurs qui lui sont directement associés.

Pour le CRMIP, l'optimisation consiste à affiner les constantes de temps et les valeurs de connectivité pour qu'elles correspondent étroitement aux données de production observées, en utilisant la fonction minimize de la bibliothèque **scipy.optimize**, configurée avec la méthode '**trust-constr**' adaptée aux problèmes d'optimisation basés sur les contraintes.

Le tableau ci-dessous présente les paramètres définis pour l'algorithme d'optimisation dans CRMIP, en détaillant les suppositions initiales, le nombre d'inconnues (constantes de temps et connectivités), ainsi que les limites et les contraintes pour chacune d'entre elles.

Table 2-4: Configuration de l'algorithme d'optimisation minimize (trust-constr) pour le CRMIP.

Fonction Objective	$\sum_{j=1}^{N_{prod}} (q_{obs,j} - q_{modèle,j}(\tau_j, f_{ij}))^2$
Valeurs Initiales	$\begin{aligned} \tau_0 &= \tau_{CRMIP} \\ f_{ij0} &= f_{ij,CRMIP} \end{aligned}$
Nombres d'inconnues	$\begin{aligned} \tau_j &= N_{prod} * N_{inj} = 20 \\ f_{ij} &= N_{prod} * N_{inj} = 20 \end{aligned}$
Bornes	$\begin{aligned} \tau_j &> 0 \\ 0 &\leq f_{ij} \leq 1 \end{aligned}$
Contraintes	$\sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \leq 1$

Ce tableau présente les résultats du processus de comparaison des historiques CRMIP, en détaillant les constantes de temps et les valeurs de connectivité pour chaque paire injecteur-producteur. Les constantes de temps τ_{ij} mesurent le délai de réponse entre les modifications des taux d'injection et la réponse de production observée, tandis que les valeurs de connectivité f_{ij} quantifient l'efficacité de la transmission des fluides entre les paires d'injecteurs-producteurs spécifiques.

Les valeurs de connectivité élevées (par exemple, P1 avec I1 et I2, P3 avec I2 et I5) indiquent des liens hydrodynamiques forts, suggérant une transmission efficace des fluides influençant directement la production. Inversement, des valeurs plus faibles (par exemple, P1 avec I4 et I5) peuvent indiquer des barrières géologiques, des trajets de fluides plus longs ou des alignements de puits sous-optimaux, mettant en évidence des zones d'intervention ou d'ajustement potentiel.

Les variations des constantes de temps, allant de 10,24 pour P1 à 12,85 pour P4, suggèrent des différences dans les caractéristiques des réservoirs autour de chaque producteur. Des constantes de temps plus élevées pourraient indiquer des volumes de réservoirs influents plus importants ou une dynamique des fluides plus lente en raison d'une perméabilité plus faible ou d'une compressibilité plus élevée, reflétant un comportement de réservoir généralement homogène mais avec des anomalies locales potentielles.

Les valeurs élevées de R^2 pour tous les producteurs confirment l'efficacité du CRMIP dans la comparaison avec les données de production historiques, ce qui suggère que les paramètres du modèle représentent bien la dynamique réelle du réservoir. Les informations fournies par le modèle peuvent guider les optimisations dans les paramètres de connectivité et éclairer les décisions stratégiques telles que la stimulation des puits, le repositionnement des injecteurs ou la fermeture des puits inefficaces afin d'améliorer les performances globales du champ.

Table 2-5: Résultats des f_{ij} de l'History Matching des liquides de production - CRMIP

f_{ij}	I ₁	I ₂	I ₃	I ₄	I ₅
P₁	0.3283	0.3296	0.2504	0.1713	0.1698
P₂	0.3329	0.1707	0.2489	0.3245	0.1720
P₃	0.1692	0.3295	0.2504	0.1716	0.3289
P₄	0.1695	0.17	0.2504	0.3302	0.3291
Somme	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99

Table 2-6: Résultats des τ_{ij} de l'History Matching des liquides de production - CRMIP

τ_{ij}	I ₁	I ₂	I ₃	I ₄	I ₅	R ²
P₁	10.24	11.09	11.08	15.48	13.12	0.98
P₂	11.17	14.60	14.60	1.84	15.79	0.97
P₃	12.69	11.12	11.12	15.34	10.81	0.95
P₄	12.85	13.65	13.65	11.93	10.76	0.96

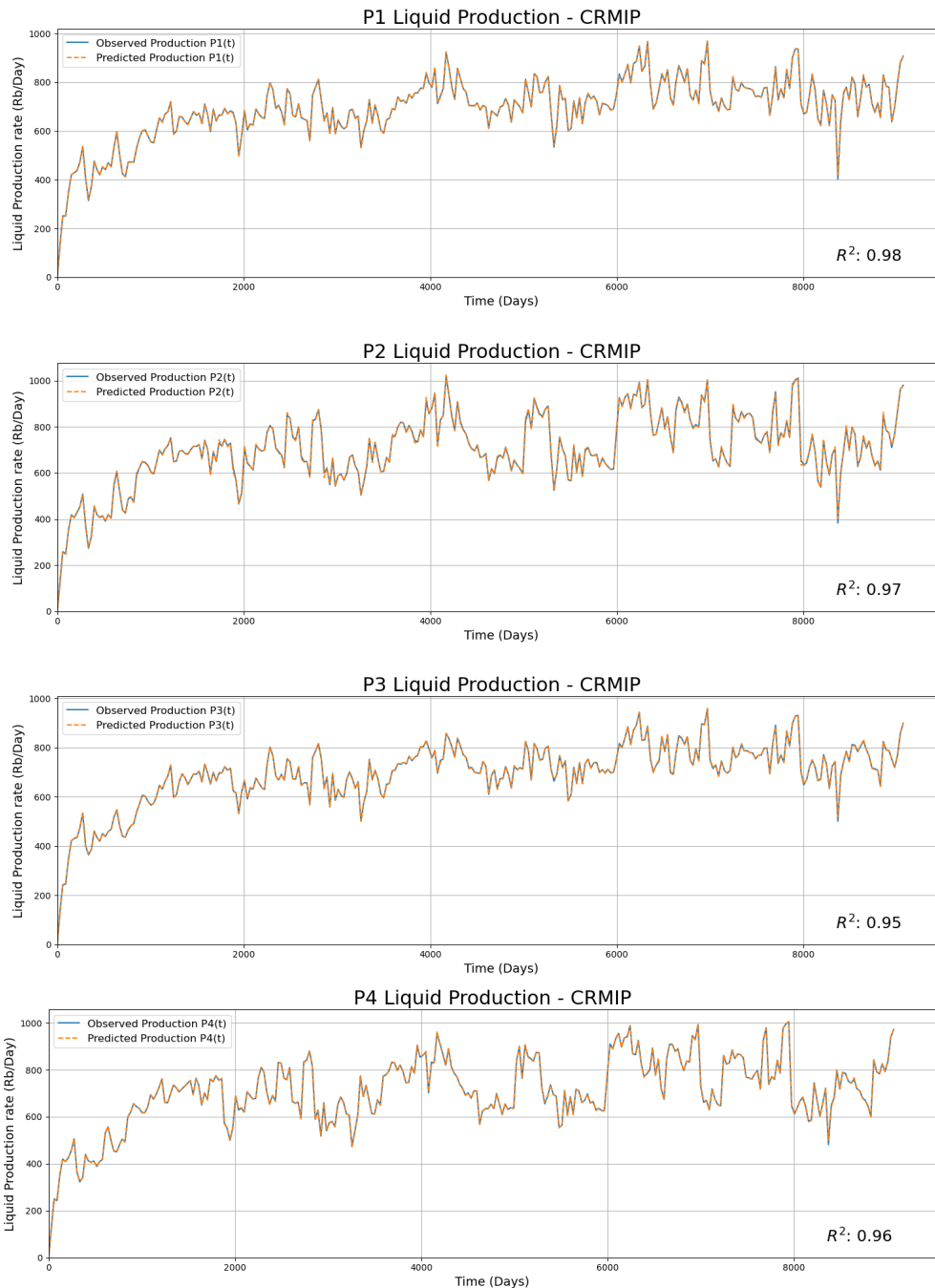


Figure 2-27: Résultats de l'History Match du liquide de production sur les 4 puits producteurs – CRMIP

Le modèle CRMIP offre une capacité inestimable pour estimer avec précision les contributions de chaque injecteur à la production d'un producteur spécifique. Ce niveau d'analyse détaillé est clairement illustré dans le graphe représentant la production de liquide pour le producteur P1 sur une période d'environ 8 000 jours. Les différentes lignes représentent les contributions des différents injecteurs (I1 à I5) à la production de P1.

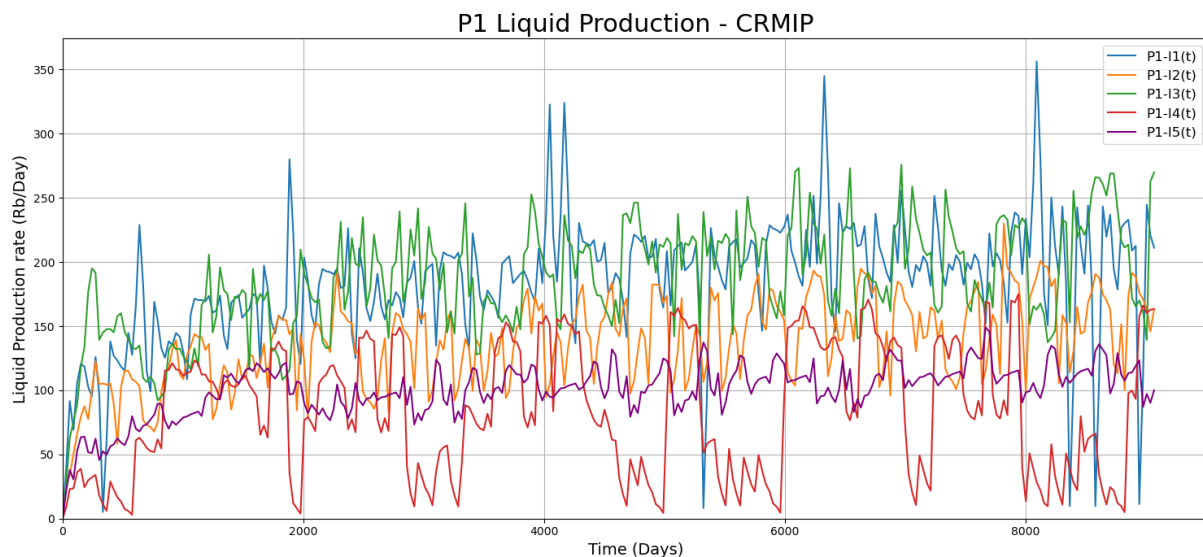


Figure 2-28: Contributions des injecteurs à la production de liquide P1 - CRMIP.

Le graphe nous permet d'observer ce qui suit :

- Chaque couleur représente l'impact d'un injecteur différent sur le taux de production de P1. Cette variabilité nous permet de discerner quels injecteurs ont l'influence la plus significative sur le producteur à un moment donné.
- Le graphe montre comment les contributions de chaque injecteur à la production varient dans le temps. Certains injecteurs affichent des performances constantes au cours de la période, tandis que d'autres présentent des pics et des creux qui peuvent être liés à des changements opérationnels, à l'état des réservoirs ou à d'autres activités de gestion sur le terrain.
- Dans le génie des réservoirs, l'analyse des variations de performance de chaque injecteur permet aux ingénieurs de prendre des décisions éclairées sur la gestion des taux d'injection, la planification des interventions sur les puits et l'optimisation de l'ensemble des opérations sur le terrain.

Cette capacité à analyser les contributions individuelles de chaque injecteur permet une compréhension nuancée des relations entre les puits et aide à affiner la stratégie d'injection d'eau afin de maximiser la récupération du pétrole de manière efficace. Cette analyse détaillée fait partie de la force de CRMIP qui fournit une vue microscopique de la dynamique du réservoir, ce qui est crucial pour une gestion efficace du réservoir.

Dans l'ensemble, l'analyse détaillée fournie par CRMIP permet des ajustements précis dans la gestion de chaque puits, en optimisant les techniques de récupération et en améliorant la viabilité économique du champ. Dans le génie des réservoirs, l'analyse détaillée fournie par CRMIP permet d'ajuster précisément la gestion de chaque puits, d'optimiser les techniques de récupération et d'améliorer la viabilité économique du champ. En adaptant les stratégies à des paires de puits spécifiques sur la base de leur dynamique unique, les ingénieurs réservoirs peuvent parvenir à une gestion plus efficace et plus efficiente du réservoir.

2.8 Prédiction de la production à l'aide de CRM

Une fois les paramètres (τ et f_{ij}) du CRM ont été identifiés à l'aide de données de production historiques, l'étape cruciale suivante consiste à utiliser ces paramètres pour prédire la production future. Ce processus, souvent appelé validation du modèle ou prévision, teste la robustesse et le pouvoir prédictif du CRM en l'employant au-delà des données utilisées pour l'estimation des paramètres.

2.8.1 Partitionnement des données

Pour prédire avec précision la production future, nous divisons d'abord l'ensemble des données disponibles en deux parties :

- **Données d'entraînement :** Ce sous-ensemble comprend le segment initial des données, qui est utilisé pour identifier et optimiser les paramètres du modèle. C'est là que l'algorithme d'optimisation « trust-constr », tel qu'il a été décrit précédemment, est appliqué pour ajuster le modèle au plus près des données observées dans cet ensemble.
- **Données à tester :** La partie restante des données sert d'ensemble de données nouvelles et inédites pour le modèle. Ce segment est essentiel pour valider les prédictions du modèle et garantir que les paramètres dérivés de l'ensemble d'apprentissage se généralisent bien à différentes conditions.

2.8.2 Méthodologie de prédiction

Après avoir identifié les paramètres sur l'ensemble d'apprentissage, la même structure de modèle -avec les paramètres identifiés - est utilisée pour prédire les valeurs de production dans l'ensemble de test. La phase de prédiction comprend les étapes suivantes :

- **Utilisation des paramètres identifiés :** Appliquer les valeurs de τ et f_{ij} déterminées à partir de l'ensemble d'apprentissage aux équations CRM.
- **Prévision de la production :** Calculer la production attendue pour les périodes correspondant à l'ensemble de test à l'aide de la formule CRM.
- **Comparaison et validation :** Évaluer la précision des prédictions en les comparant aux valeurs réelles observées dans l'ensemble de test. Les mesures courantes pour cette comparaison comprennent l'erreur quadratique moyenne (RMSE), et les statistiques R-carré.
- **Ré-estimation :** Dans les cas où les prédictions initiales s'écartent considérablement des valeurs observées, il peut être nécessaire de réestimer les paramètres en utilisant une combinaison des données d'entraînement et de certaines parties des données de test. Cette approche adaptative permet de recalibrer le modèle afin de tenir compte de tout changement dans le comportement du réservoir ou des conditions externes qui n'ont pas été prises en compte lors de la phase d'apprentissage initiale.

Le diagramme ci-dessous permet une meilleure compréhension visuelle :

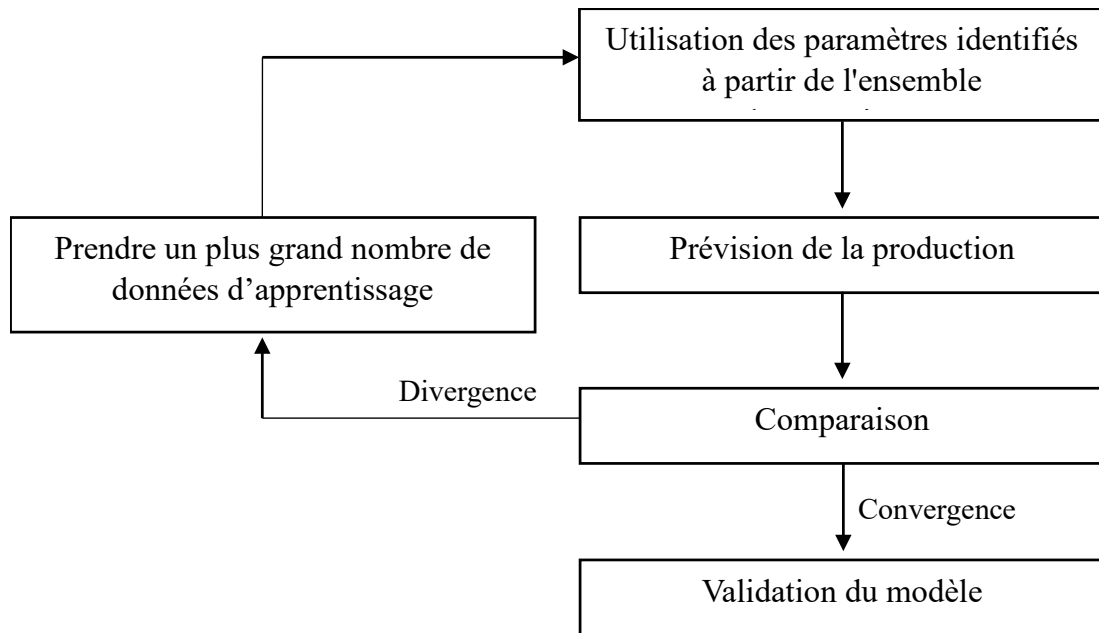


Figure 2-29: Algorithme d'optimisation pour l'ajustement des paramètres et la validation des contraintes

2.8.3 Cas d'application 2 : Volve Field Data

Le champ pétrolier de Volve [11], situé dans le secteur norvégien de la mer du Nord, a commencé à produire en 2008 et a cessé de produire en 2016.

La configuration du champ comprend 5 puits de production et 2 injecteurs d'eau, qui ont joué un rôle crucial dans la gestion de la pression du réservoir et l'amélioration de la récupération du pétrole, ce qui en fait une excellente étude de cas pour la gestion des réservoirs et les exercices de modélisation tels que le CRM.

Les figures ci-dessous illustrent les profils de production et d'injection du ce champ. Ces représentations graphiques détaillent la dynamique de la production de pétrole à partir des cinq puits de production et les activités d'injection d'eau à partir des deux injecteurs au cours de la période d'exploitation du champ.

Ces données visuelles sont essentielles pour comprendre les performances du gisement et évaluer l'efficacité des stratégies de gestion des réservoirs mises en œuvre au cours de ses années d'exploitation.

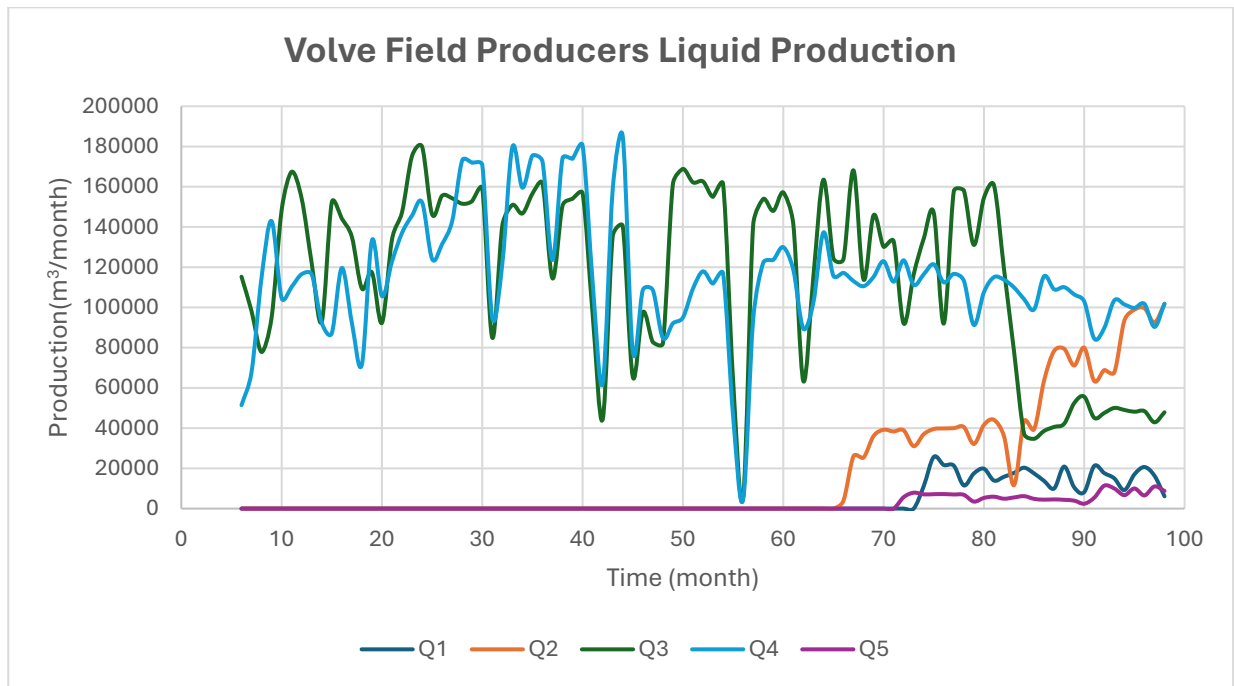


Figure 2-30: Production liquide des puits producteur du champ de Volve

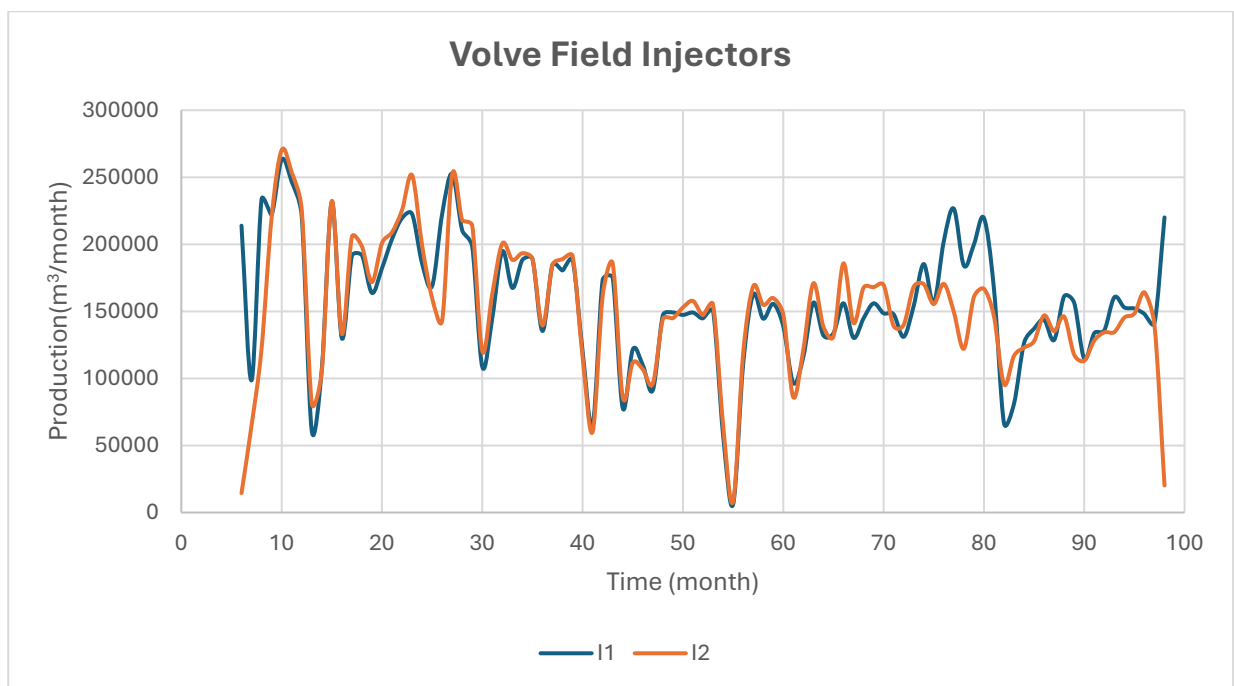


Figure 2-31: Injection d'eau des puits injecteurs du champ de Volve

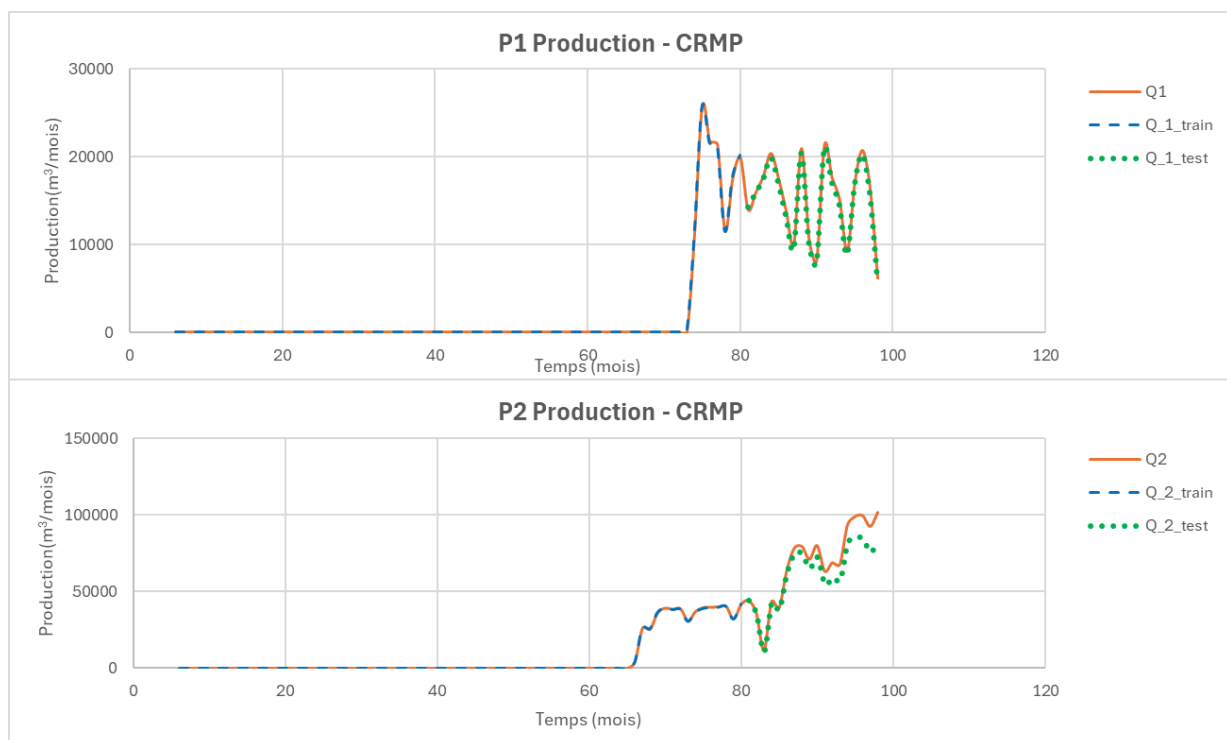
Pour la validation du modèle on a utilisé CRMP sur les données du champ de Volve, les données seront segmentées en deux ensembles distincts :

- **Données d'entraînement (80 %) :** Cette grande partie des données sera utilisée pour calibrer et identifier les paramètres du modèle. Elle fournira les informations de base et le réglage des paramètres nécessaires pour comprendre et capturer efficacement la dynamique du réservoir.
- **Données à tester (20%) :** Le plus petit segment des données, qui sera utilisé comme ensemble de test, permet d'évaluer dans quelle mesure le modèle, formé sur le sous-ensemble de 80 %, prédit des données inédites. Cette phase de test est cruciale pour évaluer la capacité de généralisation du modèle.

Les tableaux et les figures suivants résument les résultats obtenus après l'application des étapes précédentes :

Table 2-7: Résultats de prédiction de production avec CRM

	f_{ij}		R^2		RRMSE (%)	
	I_1	I_2	Entrainement	Test	Entrainement	Test
P₁	0.102549	3.30951e-11	0.99	0.99	0.09	0.67
P₂	0.211016	9.57569e-11	0.99	0.93	0.11	3.36
P₃	0.232367	0.575372	0.96	0.97	0.58	3.62
P₄	0.329664	0.424628	0.95	0.95	2.90	11.29
P₅	0.0382694	2.78415e-10	0.99	0.99	0.15	0.65



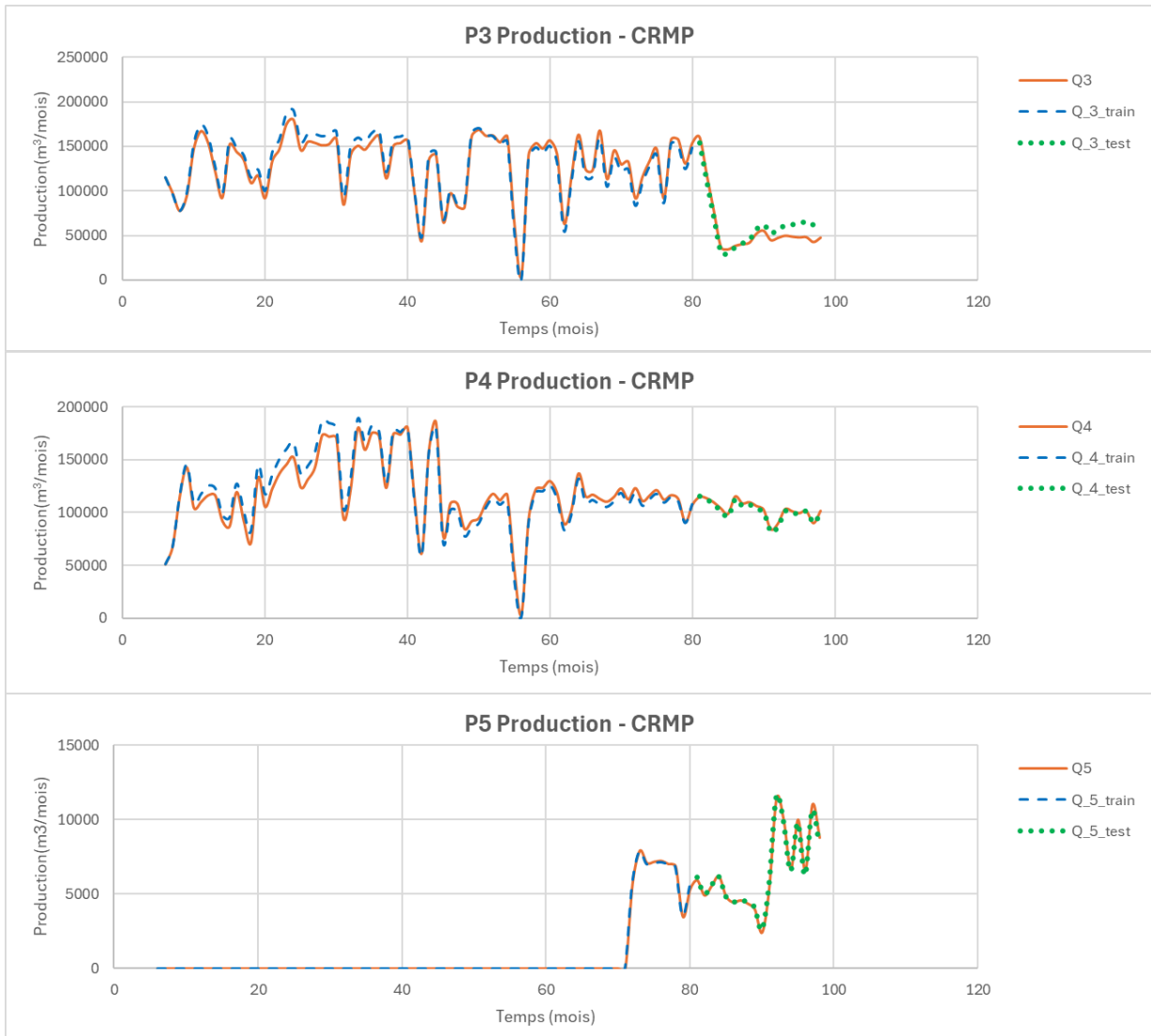


Figure 2-32: Résultats de l'History Match du liquide de production sur les 5 puits producteurs - CRMP

- **Observation et discussion**

Le tableau et les figures présentent les résultats de l'application CRMP aux données du champ de Volve, où le modèle a été entraîné sur 80 % des données pour prédire les 20 % restants.

Les performances sont analysées pour cinq puits de production (P1 à P5), en relation avec deux injecteurs d'eau (I1 et I2), en mettant l'accent sur les facteurs de connectivité (f_{ij}), le coefficient de détermination (R^2) et l'erreur quadratique moyenne relative (RRMSE).

Les valeurs de connectivité f_{ij} entre les producteurs et les injecteurs révèlent divers degrés d'interaction. Notamment, les puits P3 et P4 présentent une connectivité importante avec l'injecteur I2, ce qui indique une connexion hydraulique forte qui influence probablement le comportement de la production de manière significative.

En revanche, les valeurs minimales observées pour I2 avec les puits P1, P2 et P5 suggèrent une influence négligeable de cet injecteur, potentiellement due aux distances spatiales, aux barrières géologiques ou à des stratégies d'injection moins efficaces.

Les valeurs de R^2 sont élevées pour les phases d'apprentissage et de test pour tous les puits, allant de 0,95 à 0,99 pour l'apprentissage et de 0,93 à 0,99 pour le test. Cela indique que le modèle explique de manière robuste une part importante de la variance des données, qu'elles soient observées ou non.

Les mesures RRMSE permettent de mieux définir la précision et la capacité de prédiction du modèle. Pendant l'entraînement, les taux d'erreur sont exceptionnellement bas pour tous les puits, le puits P4 enregistrant le taux le plus élevé (2,90 %), ce qui dénote encore un ajustement précis du modèle aux données historiques.

Les tests révèlent toutefois une augmentation des taux d'erreur, en particulier pour le puits P4, où le RRMSE atteint 11,29%. Cette augmentation suggère que le modèle a des difficultés à prédire avec précision dans les conditions de test pour P4, peut-être en raison d'un comportement complexe du réservoir ou d'une représentation inadéquate de ce puits dans les données d'apprentissage. D'autres puits comme P1, P2, P3 et P5 conservent des valeurs RRMSE relativement faibles lors des tests, ce qui souligne une bonne précision de prédiction.

En résumé, cette analyse illustre l'efficacité du modèle du CRMP à saisir la dynamique entre les puits de production et les injecteurs dans le champ de Volve, en obtenant généralement une précision et une fiabilité élevées. Les disparités dans les erreurs de test, en particulier pour P4, soulignent la nécessité d'une évaluation continue du modèle et d'un ajustement éventuel pour tenir compte de scénarios complexes ou d'anomalies dans les données.

Ces informations sont essentielles pour affiner les stratégies de production et améliorer les méthodes de récupération dans des réservoirs similaires.

2.9 Conclusion

En concluant ce chapitre, nous reconnaissons que le CRM représente un progrès décisif dans la gestion des réservoirs. Son analogie unique avec les circuits électriques, qui fait appel à des concepts tels que la résistance et la capacité, transforme la dynamique complexe des réservoirs en des formes plus faciles à gérer et à interpréter. Ce modèle simplifie grandement la caractérisation des interactions entre les puits et la simulation prédictive de la dynamique des fluides dans les réservoirs de pétrole.

L'utilité du CRM est particulièrement évidente dans l'optimisation des opérations d'injection d'eau, une technique essentielle dans la récupération assistée du pétrole. En simulant avec précision les réactions des puits aux changements de taux d'injection, le CRM permet un contrôle précis et une maximisation de la récupération du pétrole. Sa dépendance minimale à l'égard des propriétés physiques détaillées du réservoir, favorisant plutôt les données de production accessibles et les modèles de calcul simples, facilite son application à grande échelle.

Le chapitre détaille également les différentes implémentations du CRM, démontrant sa flexibilité et son adaptabilité à différentes échelles - d'un seul puits à des champs entiers. Cette adaptabilité est renforcée par l'intégration du modèle avec différents types de solutions pour les équations gouvernantes, chacune étant adaptée aux caractéristiques spécifiques du réservoir et aux stratégies opérationnelles. Par exemple, l'utilisation de solutions analytiques dans certaines implémentations CRM permet des prédictions rapides et efficaces qui sont cruciales pour la prise de décision opérationnelle, en particulier dans les champs matures avec un long historique de production.

En outre, les solutions numériques du CRM permettent de gérer des conditions aux limites plus complexes et des propriétés de réservoir hétérogènes. Ceci est particulièrement utile dans les applications à grande échelle où la variabilité spatiale et la nature dynamique des réservoirs nécessitent une approche plus détaillée pour saisir les nuances de l'écoulement des fluides et des changements de pression.

Alors que l'industrie continue d'évoluer grâce aux progrès technologiques et aux capacités de calcul, le rôle du CRM dans la gestion des réservoirs devrait s'accroître. Son cadre robuste permet non seulement de relever les défis actuels en matière d'extraction et de gestion efficaces des ressources, mais aussi de s'adapter aux développements futurs, en incorporant potentiellement des analyses de données plus sophistiquées et l'intégration de données en temps réel.

En résumé, le CRM offre une avancée méthodologique qui améliore à la fois l'efficacité opérationnelle et les résultats économiques de génie des réservoirs. Son approche globale, sa capacité à s'adapter à divers scénarios et son intégration à différentes méthodes de résolution en font un outil inestimable dans le secteur énergétique moderne, soulignant sa pertinence durable et son potentiel d'innovations futures.

En résumé, le CRM, illustré dans les travaux de Kim, Lake, et Edgar (2012), offre une méthode robuste et intuitive pour la gestion des réservoirs, améliorant ainsi l'efficacité opérationnelle à travers un modèle intégré de résistance-capacitance [3]

Chapitre 3 :

Flux Fractionnel

3 Chapitre 3 : Flux Fractionnel

3.1 Introduction

Le flux fractionnel est un concept fondamental de l'ingénierie pétrolière, en particulier dans le contexte des opérations d'injection d'eau. Il représente la fraction d'une phase (par exemple, le pétrole ou l'eau) dans l'écoulement total au sein d'un milieu poreux. La compréhension de l'écoulement fractionné est essentielle pour prédire le comportement des fluides dans les réservoirs, optimiser les stratégies de production et améliorer la récupération d'huile. Ce chapitre examine les fondements théoriques, les équations clés et les applications pratiques de l'écoulement fractionné, en mettant l'accent sur les contributions et les théories proposées par Gentil et Timmermann.

3.2 Modèles de Flux Fractionnel

Le flux fractionnel, f , est défini comme le rapport entre le débit d'une phase et le débit total. Pour un système à deux phases comprenant de l'huile et de l'eau, le flux fractionnel d'eau, f_w , et d'huile, f_o , sont données par :

$$f_w = \frac{q_w}{q_t} \quad (3.1)$$

$$f_o = \frac{q_o}{q_t} \quad (3.2)$$

Où q_w et q_o sont les débits d'eau et d'huile, respectivement, q_t est le débit total.

Il existe de nombreux modèles et corrélations différents utilisés pour calculer le débit fractionné des différentes phases fluides dans les réservoirs de pétrole et les puits de forage. Parmi les plus courants, on peut citer

3.2.1 Modèle de Buckley-Leverett

L'équation de Buckley-Leverett est au cœur de la théorie de l'écoulement fractionné, décrivant le déplacement d'un fluide par un autre dans un milieu poreux [12]. Pour les fluides incompressibles non miscibles, l'équation de l'écoulement fractionné est donnée par :

$$\frac{\partial S_w}{\partial t} + v \frac{\partial f_w}{\partial t} = 0 \quad (3.3)$$

Où S_w est la saturation de l'eau, t est le temps, v est la vitesse de Darcy, et x est la distance le long de la trajectoire de l'écoulement.

Une solution importante dérivée de l'équation de Buckley-Leverett est la courbe de flux fractionnel, qui illustre comment le flux fractionnel de l'eau varie en fonction de la saturation de l'eau. Cette courbe est essentielle pour déterminer le temps de percée de l'eau dans le puits de production et l'efficacité de récupération finale de l'injection d'eau.

3.2.2 Modèle de Gentil

Les travaux de Pablo Gentil (2005) [13] sont concentrés sur l'application de modèles de régression multilinéaire aux crues régulières, en donnant une signification physique aux coefficients de régression. Il a proposé un modèle de flux fractionnel basé sur l'injection cumulative d'eau, CWI :

$$f_o = \frac{1}{1 + \alpha CWI^\beta} \quad (3.4)$$

Où α , β sont des paramètres de régression déterminés à partir des données historiques de production.

Le modèle de Gentil permet d'estimer le taux de production de pétrole en ajustant les données historiques de production et d'injection à un modèle de loi de puissance. Cette approche offre une méthode simple pour prévoir la production de pétrole dans les opérations d'injection d'eau, en mettant l'accent sur l'interprétation physique des coefficients de régression en tant que mesures de la connectivité entre les puits et de l'hétérogénéité des réservoirs.

3.2.3 Modèle de Timmermann

E. H. Timmermann (1971) [14], a proposé une méthode graphique pour prédire les performances de l'injection d'eau. Son approche consiste à tracer la production cumulative de pétrole en fonction du facteur de récupération du pétrole afin d'extrapoler la production future. La méthode de Timmermann, bien qu'empirique, est précieuse pour sa simplicité et son efficacité dans les applications sur le terrain où l'on ne dispose pas toujours de modèles de réservoir détaillés.

L'équation proposée par Timmermann est la suivante :

$$f_o = \frac{1}{1 + 10^{-(a+b Np)}} \quad (3.5)$$

Où Np est la production cumulative d'huile, et a et b sont des paramètres empiriques.

3.3 Cas d'application 3

Nous avons appliqué les modèles de flux fractionnel développés par Gentil et Timmermann au champ pétrolifère de Volve, qui comprend cinq (5) puits de production et deux (2) puits d'injection d'eau.

Pour évaluer la performance du champ et la connectivité entre les puits, nous avons utilisé le modèle de capacité-résistance avec production (CRMP).

3.3.1 Modèle de Gentil

En utilisant le modèle de Gentil à flux fractionnel, nous avons calculé la production d'huile de chaque puits (j) pour chaque pas de temps (k) avec l'équation suivante:

$$q_{o,jk} = \frac{q_{t,jk}}{1 + \alpha_j CWI_{jk}^{\beta_j}} \quad (3.6)$$

Où CWI_{jk} est défini par :

$$CWI_{jk} = \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^n f_{ij} I_{ik} \quad (3.7)$$

Avec:

- α_j, β_j : constants
- q_t : production total du puits (j) au pas du temps (k) calculé avec CRMP
- n: nombre total des puits injecteurs
- f_{ij} : connectivite entre puits producteur (j) et puits injecteur (i)
- I_{jk} : injection d'eau par puits (i) pour chaque pas (k)

Les paramètres α_j, β_j sont calculés à l'aide d'une approche de régression multilinéaire basée sur les données historiques de production et d'injection cumulative d'eau. Ces paramètres sont déterminés en minimisant la somme des différences au carré entre les taux de production de pétrole observés et prédits. Cette méthode statistique garantit que les coefficients de régression reflètent les caractéristiques physiques sous-jacentes du réservoir, telles que la connectivité entre les puits et l'hétérogénéité. La précision et la fiabilité de ces paramètres dépendent de la qualité et de la quantité des données historiques utilisées pour l'analyse de régression.

Les tableaux 3-1, 3-2 et la figure 3-1 résument les résultats obtenus pour chaque puits producteurs:

Table 3-1: Valeurs des α_j, β_j et f_{ij}

	f_{ij}		Constants	
	I_1	I_2	α	β
P₁	0.108207	5.46E-09	1.02E-09	1.734495752
P₂	0.291362	1.86E-10	6.47E-08	1.180477903
P₃	5.22E-09	0.799396	2.74E-08	1.201947338
P₄	0.556563	0.200604	1.29E-13	1.9779813
P₅	0.0387471	5.75E-09	1.14E-21	4.038362968

Table 3-2: Résultats de l'History Matching de la production d'huile par modèle de Gentil – CRMP

	RRMSE(%)	R ²
P₁	2.12	0.95
P₂	1.72	0.97
P₃	5.06	0.87
P₄	1.14	0.99
P₅	0.53	0.99

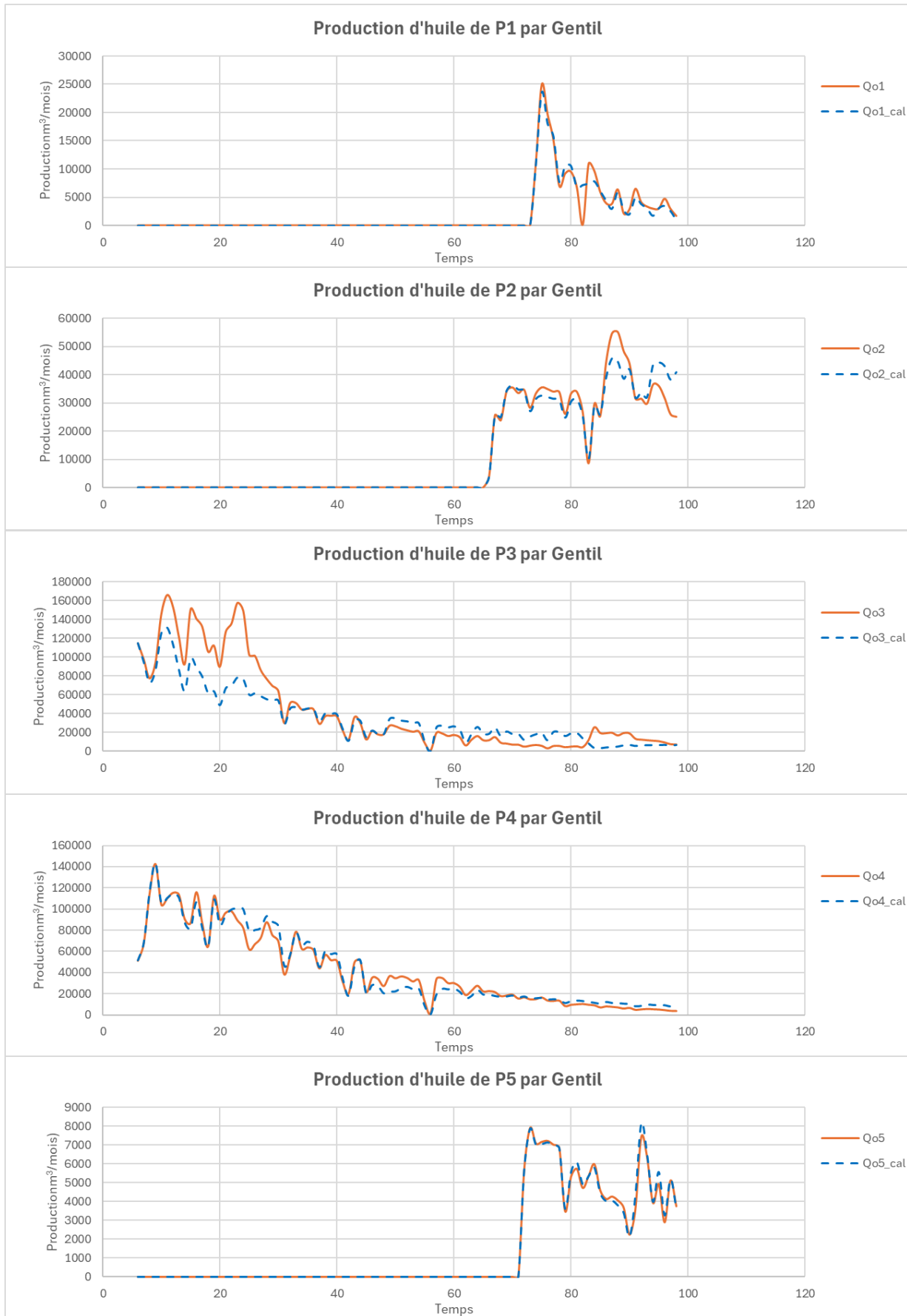


Figure 3-1: La production d'huile observée et calculée par modèle de Gentil

3.3.2 Modèle de Timmermann

D'autre part, Timmermann a utilisé la production cumulative d'huile (Np) au lieu de l'injection cumulative d'eau, de sorte que l'équation pour calculer la production d'huile de chaque puits (j) pour chaque pas de temps (k) devient :

$$q_{o,jk} = \frac{q_{t,jk}}{1 + 10^{-(a_j + b_j Np_{jk})}} \quad (3.8)$$

Avec :

- a_j, b_j : constants
- Np_{jk} : la production cumulative d'huile du puits (j) au pas du temps (k)

Les paramètres a_j, b_j peuvent être calculés à l'aide d'une régression linéaire entre la production cumulative d'huile et le logarithme du rapport eau-huile (WOR). Pour faciliter la régression linéaire, l'équation (3.8) est transformée en une forme linéaire :

$$\log(WOR)_{jk} = -a_j - b_j Np_{jk} \quad (3.9)$$

Où:

$$WOR_{jk} = \frac{q_{t,jk}}{q_{o,jk}} - 1 = \frac{q_{w,jk}}{q_{o,jk}} \quad (3.10)$$

En effectuant une régression linéaire sur ces variables, on obtien ces paramètres.

Cette méthode constitue un moyen simple et efficace de dériver ces paramètres à partir des données historiques de production, garantissant ainsi que le modèle reflète fidèlement les tendances de production observées sur le terrain.

Les tableaux 3.3, 3.4 et la figure 3.2 résument les résultats obtenus pour chaque puits producteur:

Table 3-3: Valeurs des a_j, b_j

Constants		
	a_j	b_j
P₁	-0.710434113	78.53148716
P₂	0.265195683	5.683289977
P₃	-0.97037157	13.43901547
P₄	-1.209178441	23.07009547
P₅	0.617048479	31.54902269

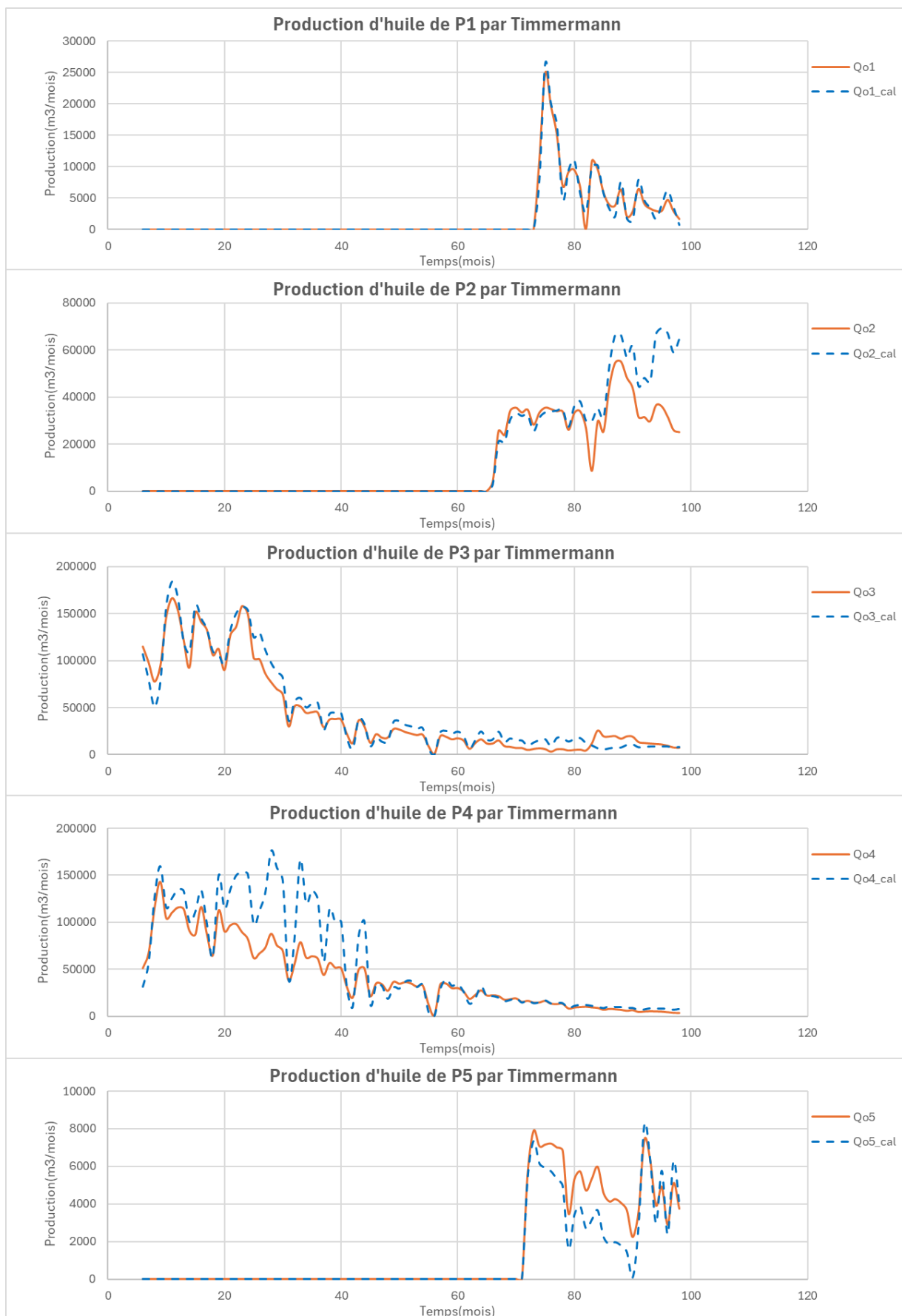


Figure 33-2: La production d'huile observée et calculée par modèle de Timmermann

Table 3-4 Résultats de l'History Match de la production d'huile par modèle de Timmermann - CRMP

	RRMSE(%)	R ²
P ₁	2.63	0.92
P ₂	1.04	0.99
P ₃	3.05	0.94
P ₄	2.89	0.88
P ₅	0.60	0.99

3.3.3 Observation et discussion

Les modèles de Gentil et de Timmermann ont tous deux fait preuve d'une grande précision dans la prédiction des taux de production, avec des valeurs R² proches ou supérieures à 0,90 pour la plupart des puits, ce qui indique une forte corrélation entre les taux de production observés et prédits. Le modèle de Gentil a présenté des valeurs RMSE légèrement plus élevées pour certains puits, en particulier P3 et P4, suggérant des écarts plus importants entre les valeurs observées et prédites dans ces cas.

Malgré cela, il a conservé des valeurs R² élevées, ce qui confirme sa fiabilité globale. Le modèle de Timmermann, quant à lui, a montré des valeurs RMSE constamment faibles, indiquant un écart minimal entre les valeurs observées et prédites, et renforçant sa précision et son efficacité à fournir des prévisions de production fiables.

Les valeurs R² élevées des deux modèles confirment leur robustesse et leur pertinence pour la prévision des performances des réservoirs, le modèle de Gentil offrant des informations physiques détaillées et le modèle de Timmermann fournissant des prévisions pratiques et applicables sur le terrain.

Les deux modèles sont tous avérés efficaces pour prévoir la production d'huile et comprendre le comportement du réservoir dans le champ pétrolifère de Volve, chacun offrant des atouts uniques. Le modèle de Gentil a fourni une interprétation physique détaillée de la connectivité entre les puits et de l'hétérogénéité du réservoir, ce qui est essentiel pour optimiser les opérations d'injection d'eau et améliorer la récupération d'huile. Le modèle de Timmermann, qui repose sur une base empirique, offre une méthode efficace et pratique pour des applications rapides sur le terrain.

Le choix entre les modèles de Gentil et de Timmermann dépend des exigences spécifiques de l'étude du réservoir, le modèle de Gentil est idéal pour la caractérisation détaillée du réservoir, tandis que le modèle de Timmermann excelle à fournir des prévisions de production fiables et prêtes à être appliquées sur le terrain. L'intégration des informations fournies par les deux modèles permet de mieux comprendre et de mieux gérer l'exploitation des gisements.

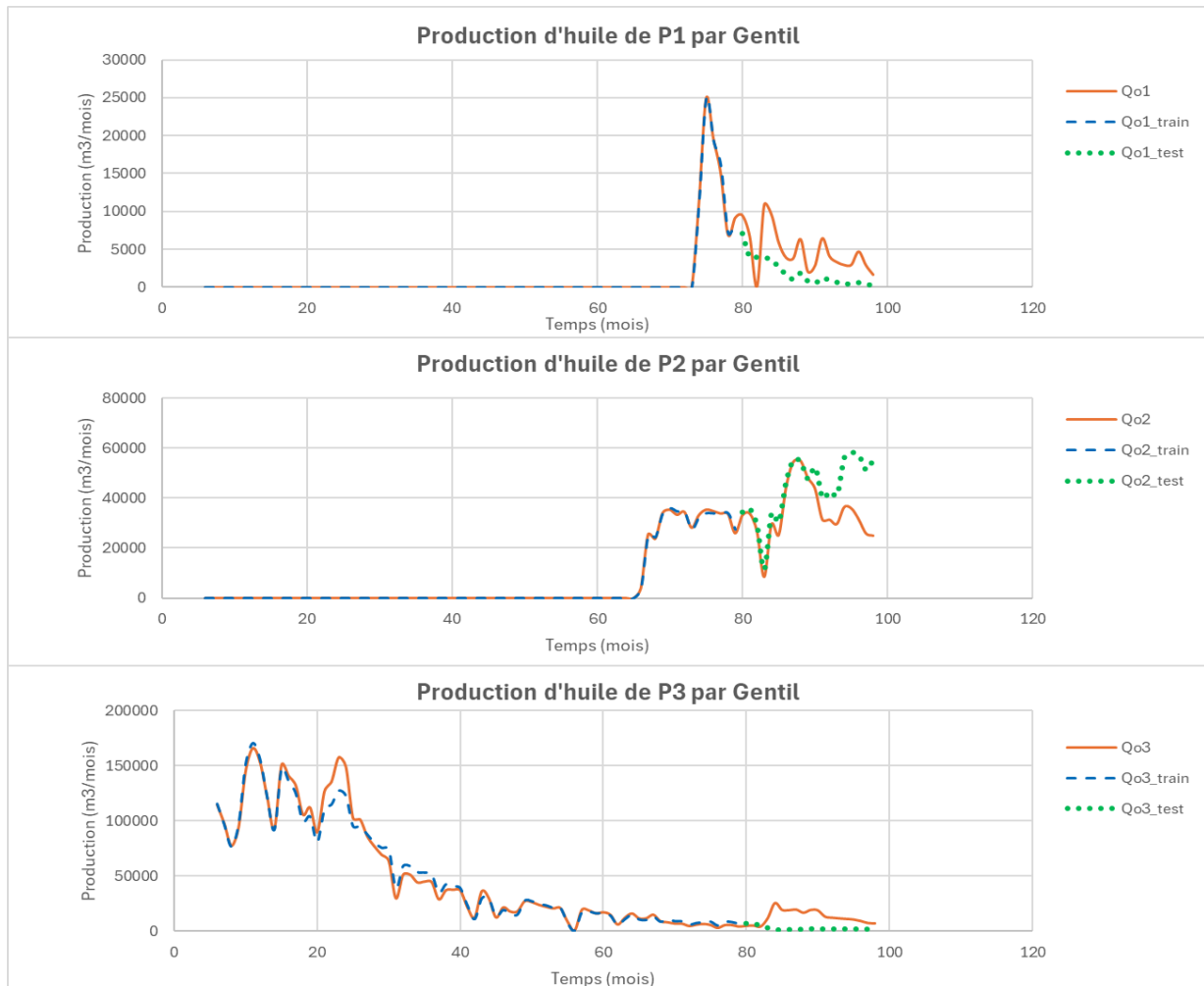
3.3.4 Prédiction de la production d'huile

En appliquant les méthodologies proposées par Gentil et Timmermann pour calculer la production d'huile, nous avons testé ces techniques innovantes sur l'ensemble des données du champ de Volve. Ces tests ont été structurés de manière à évaluer la capacité de ces méthodes à prédire la production par rapport à nos modèles précédemment établis. En suivant les étapes complètes de préparation des données, d'intégration du modèle, de validation et d'évaluation des performances, nous avons obtenu les résultats suivants :

- **Modèle de Gentil :**

Table 3-5: Résultats de la prédiction de la production d'huile par modèle de Gentil - CRMP

f_{ij}	Constants				R^2		RRMSE (%)	
	I_1	I_2	α	β	Entraînement	Test	Entraînement	Test
P₁	0.102549	3.3095e-11	4.23E-16	3.04038895	0.99	0.83	0.79	4.05
P₂	0.211016	9.5756e-11	8.84E-06	0.80729440	0.99	0.89	0.31	2.72
P₃	0.232367	0.575372	1.35E-19	2.88785828	0.99	0.98	1.17	1.44
P₄	0.329664	0.424628	8.84E-12	1.69418580	0.99	0.98	1.33	1.33
P₅	0.0382694	2.7841e-10	3.32E-16	2.99369746	0.99	0.99	0.19	0.63



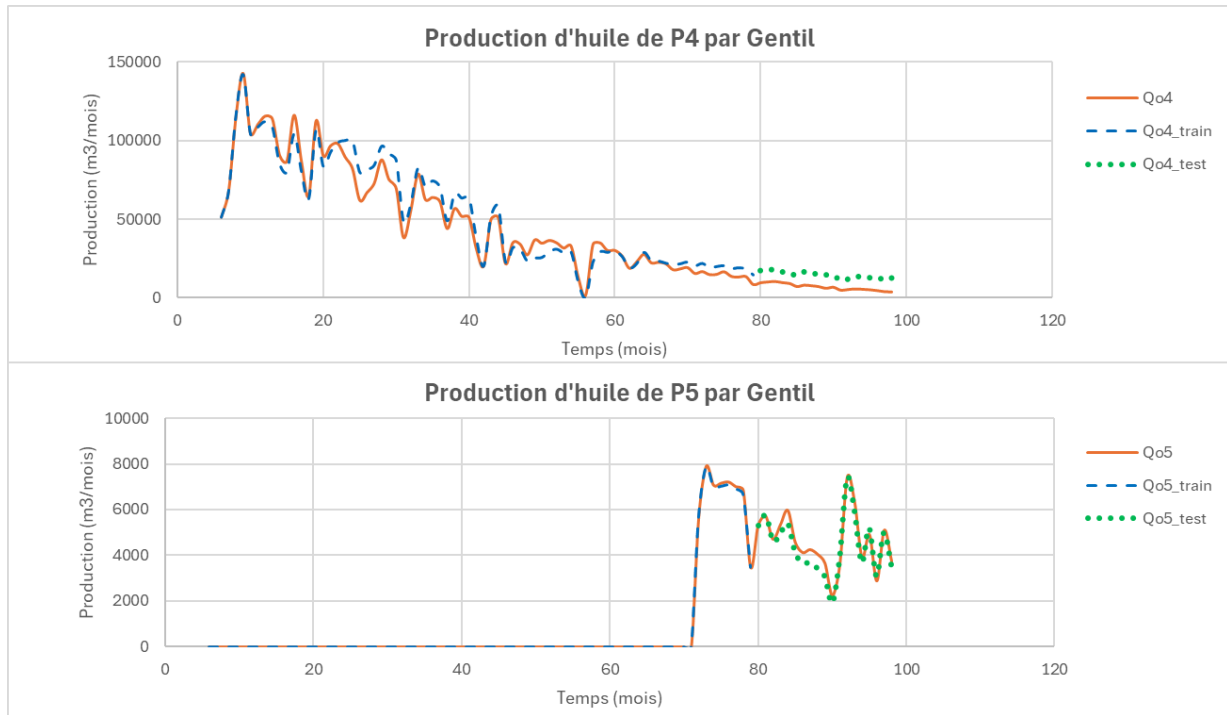
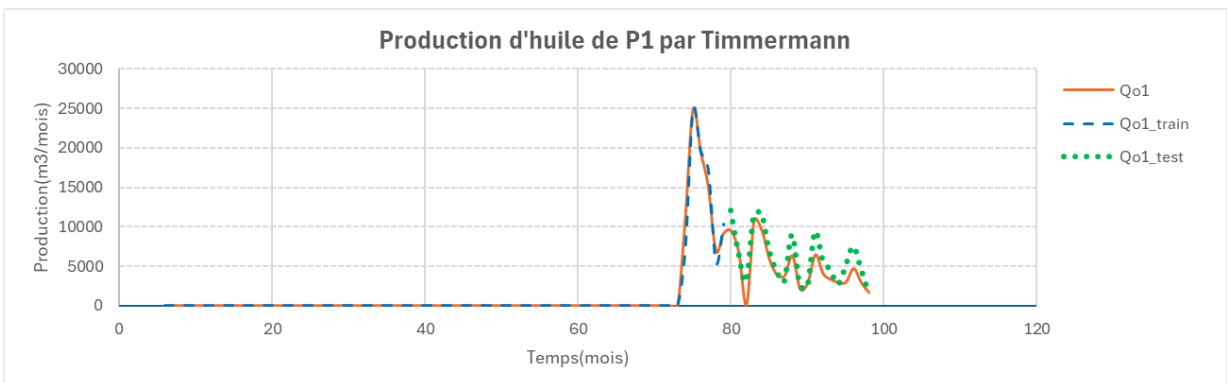


Figure 34: Résultats de la prédiction de production d'huile par modèle de Gentil - CRMP

• **Modèle de Timmermann :**

Table 3-6: Résultats de la prédiction de la production d'huile par modèle de Timmermann – CRMP

	Constants		R^2		RRMSE (%)	
	a_j	b_j	Entrainement	Test	Entrainement	Test
P_1	-0.63683444	83.41653959	0.98	0.95	1.55	1.92
P_2	1.301847977	-17.77977627	0.99	0.61	1.02	4.34
P_3	-1.08368221	14.28100953	0.97	0.97	1.96	1.91
P_4	-0.849442253	15.63813938	0.89	0.88	3.18	2.91
P_5	-0.63683444	83.41653959	0.98	0.95	1.55	1.92



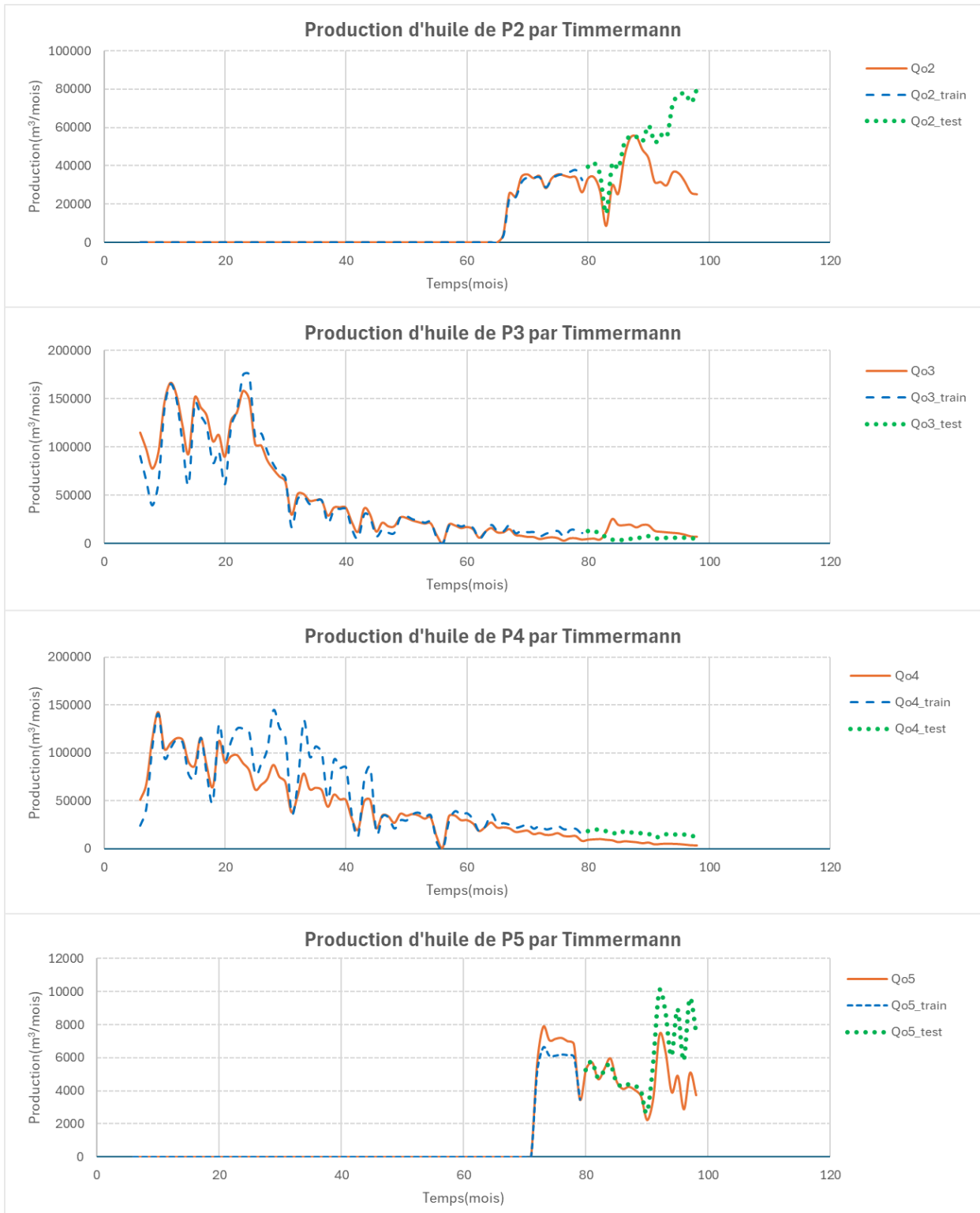


Figure 3-4: Résultats de la prédiction de production d'huile par modèle de Timmermann - CRMP

- **Observation et discussion**

Le modèle de Gentil, appliqué à cinq puits de production, montre une forte adéquation avec des valeurs R^2 élevées pendant l'entraînement pour tous les puits, ce qui indique un excellent alignement du modèle avec les données historiques. Cependant, la variabilité de la performance des tests, en particulier pour les puits P1

et P2, suggère un surajustement potentiel ou des limites dans la capacité du modèle à se généraliser à de nouvelles données. Ceci est également mis en évidence par l'augmentation de la RRMSE pendant les tests, soulignant les divergences entre la production prédite et la production réelle dans différentes conditions d'exploitation.

Le modèle de Timmermann présente également une bonne adéquation pendant l'entraînement avec des valeurs R^2 élevées, mais il est confronté à des difficultés pendant la phase de test, en particulier pour les puits P2 et P5, où la précision prédictive diminue. Cette diminution de R^2 et l'augmentation de RRMSE pendant les tests suggèrent des difficultés à capturer les dynamiques complexes des réservoirs et à s'adapter aux nouvelles données, potentiellement dues à un surajustement du modèle ou à une paramétrisation insuffisante.

Deux modèles excellent dans les scénarios d'entraînement mais peinent à être précis dans les phases de test, ce qui indique la nécessité d'affiner le modèle en permanence. Les variations significatives des mesures de performance entre les puits soulignent la complexité de la modélisation précise des comportements des réservoirs et l'importance de la validation et de l'adaptation des modèles à divers scénarios opérationnels.

3.4 Conclusion

Ce chapitre a concentré sur les principes et les applications des modèles de flux fractionnel dans le génie pétrolier, en mettant l'accent sur leur rôle crucial dans les opérations d'injection d'eau et l'optimisation de la récupération du pétrole. Nous avons exploré des modèles allant de la théorie fondamentale de Buckley-Leverett, essentielle pour comprendre le déplacement des fluides dans les milieux poreux, aux approches novatrices de chercheurs tels que Gentil et Timmermann.

Appliqués au champ de Volve, les deux modèles ont fait preuve d'une grande précision prédictive et ont permis de mieux comprendre la dynamique des réservoirs. Le modèle de Gentil a permis une caractérisation détaillée du réservoir, tandis que celui de Timmermann a fourni des prédictions simples et empiriques. Ces modèles s'avèrent indispensables à la gestion moderne des réservoirs, car ils permettent d'optimiser les processus de récupération et de s'adapter à des conditions de terrain complexes.

En résumé, les modèles de flux fractionnel sont essentiels pour faire le lien entre les concepts théoriques et les tâches pratiques de génie des réservoirs, ce qui permet une gestion plus efficace des champs et de meilleures stratégies de récupération du pétrole.

Chapitre 4 :

CRM dans des conditions défavorables : Défis et adaptations

4 Chapitre 4 : CRM dans des conditions défavorables : Défis et adaptations

4.1 Introduction:

Dans ce chapitre, nous nous penchons sur les applications pratiques du CRM et explorons ses limites en le testant dans divers scénarios qui incluent certaines conditions défavorables. L'objectif est d'évaluer la robustesse et la précision du MRC dans différents contextes, allant de puits de production isolés à des environnements complexes avec des interactions entre les producteurs et les injecteurs. En examinant ces diverses applications, nous cherchons à mettre en évidence la manière dont le MRC se comporte en situation de stress et à déterminer les points sur lesquels le modèle pourrait nécessiter des ajustements ou des améliorations. Tester le CRM dans de telles conditions permet d'obtenir des informations précieuses sur sa polyvalence et sur les domaines susceptibles d'être améliorés, et de s'assurer qu'il peut fonctionner de manière fiable dans des environnements opérationnels qui ne sont pas idéaux.

4.2 Puits de production isolé : L'impact de la dynamique de la pression

Dans notre étude sur l'effet de la pression du réservoir sur le modèle de résistance à la capacité (CRM), nous avons concentré sur un puits de production isolé, dépourvu de producteurs ou d'injecteurs voisins. Cette configuration nous a permis d'examiner les caractéristiques intrinsèques du réservoir et la réponse individuelle du puits sans interférences externes provenant d'autres puits

La figure (4-1) présente le profil de production liquide de ce puits. En appliquant le modèle CRM Producer (CRMP) à ce puits isolé, nous avons déterminé une constante de temps (τ) de 30 mois. Cette valeur τ correspond au temps nécessaire au puits pour s'équilibrer en cas de changement des conditions du réservoir, ce qui reflète une caractéristique de réponse relativement lente, probablement due à la taille du réservoir, à la perméabilité ou à la viscosité du fluide.

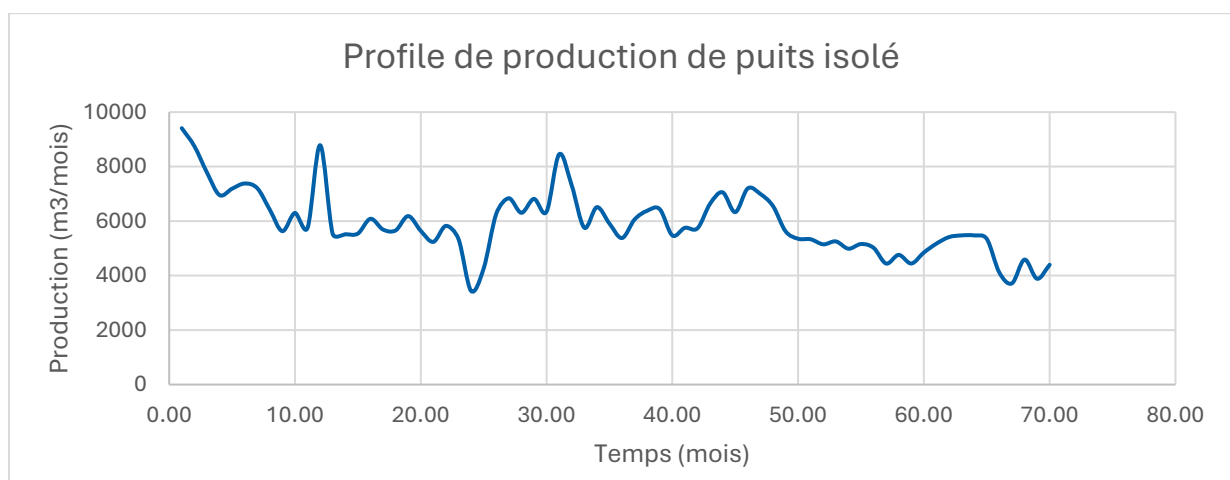


Figure 4-1: Profil de production du puits isolé

La figure (4-2) présente l'History matching de ce puits avec CRMP. Le modèle a atteint un coefficient de détermination (R^2) de 0,97, ce qui signifie une excellente adéquation. Ces mesures suggèrent que le CRM, même dans un scénario simplifié de puits unique, capture efficacement la dynamique régissant le comportement de production du puits et répond avec précision aux changements de pression du réservoir. Les résultats fournissent des indications précieuses sur le pouvoir prédictif et l'applicabilité du CRM dans des scénarios où les interactions entre les puits sont minimales ou inexistantes.

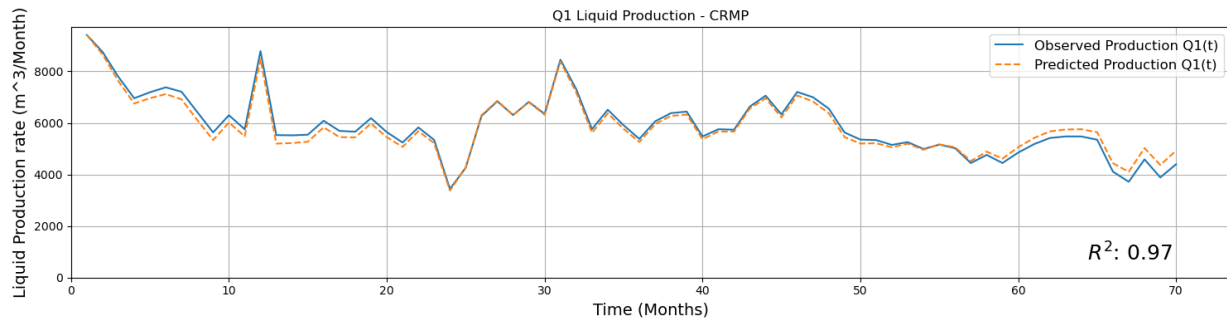


Figure 4-2: Résultats de l'History match de production du liquide du puits isolé par CRMP

4.3 Puits en interactions avec l'injection de gaz : Limites et réponses

Dans ce scénario, nous avons étudié l'impact d'un injecteur de gaz voisin et d'autres producteurs sur un puits spécifique à l'aide du modèle de résistance à la capacité du producteur (CRMP).

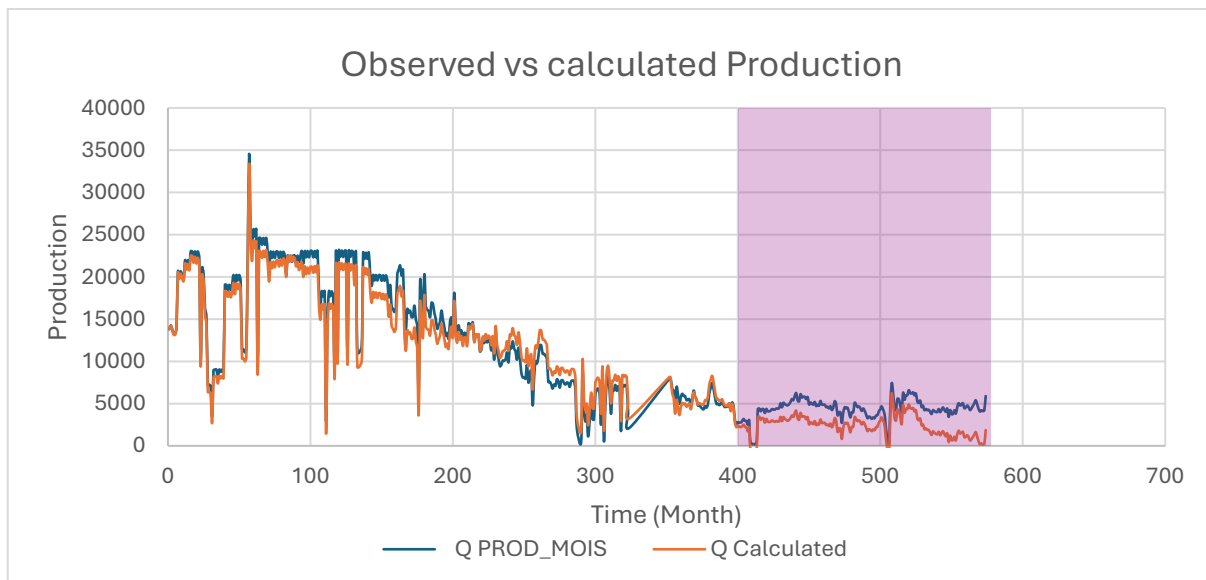


Figure 4-3: Résultats de l'History match de production du liquide de P6 par CRMP

Malgré la présence d'autres producteurs dans la même région représenté par la figure(4-4), les résultats du CRMP ont indiqué que ces producteurs avaient une influence négligeable sur les capacités prédictives du modèle pour le puits étudié. Cela suggère que soit la communication entre le producteur en question et les autres producteurs est limitée, soit les paramètres du modèle réagissent principalement aux changements dans

les interventions directes, telles que l'injection, plutôt qu'aux effets cumulatifs de la production voisine.

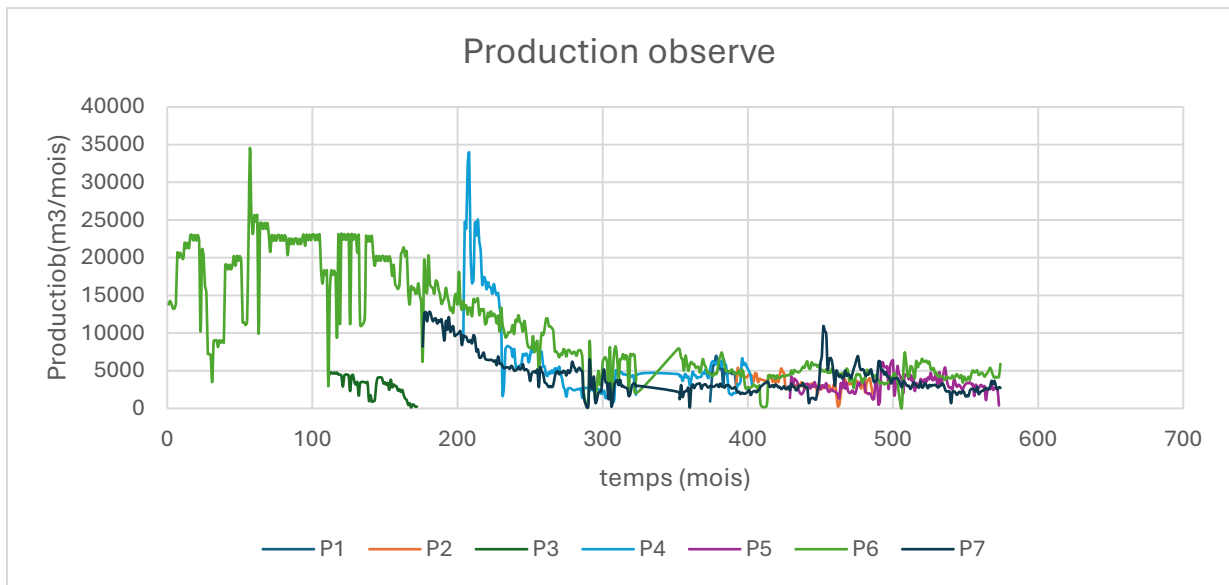


Figure 4-4: Profil de production pour différents puits (P1 à P7)

L'introduction de l'injection de gaz (Figure (4-5)) a présenté un écart notable entre la production calculée par le modèle et les données de production observées, mis en évidence par un écart après le début de l'injection. Cet écart indique probablement la sensibilité du modèle aux changements de pression et de dynamique du réservoir induits par l'injection de gaz, qui ne sont pas pris en compte de manière aussi efficace par la structure ou la paramétrisation actuelle du modèle. Le coefficient de détermination global (R^2) de 0,94, bien qu'encore élevé, reflète cette divergence, indiquant que si le modèle explique une part importante de la variance des données de production, des ajustements peuvent être nécessaires pour mieux capturer les effets de l'injection de gaz.

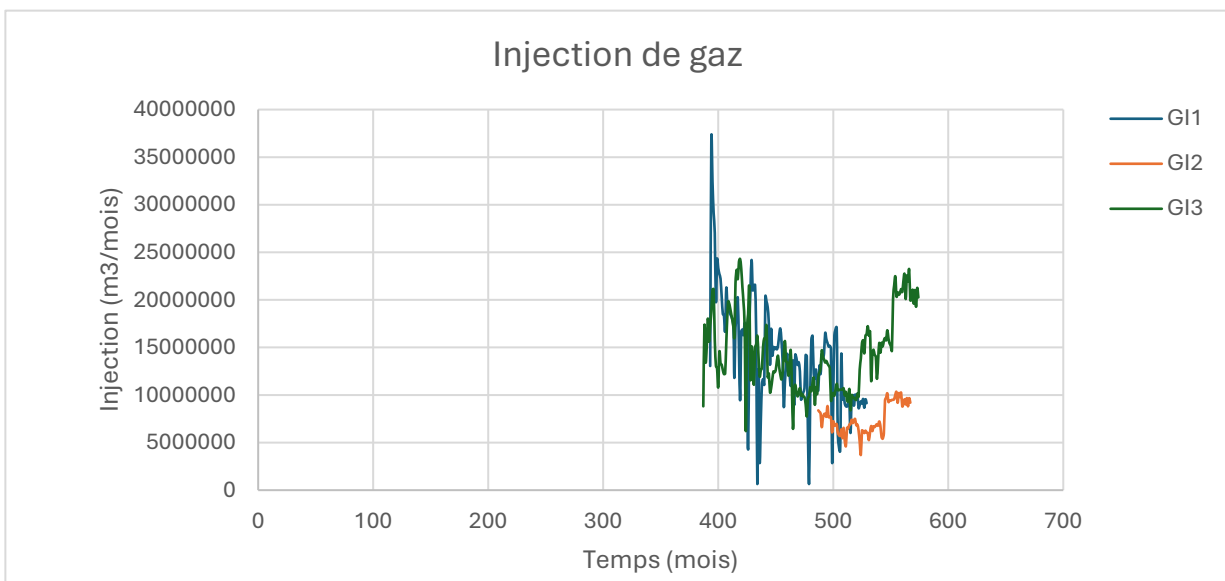


Figure 4-5: Profil d'injection de gaz pour différents injecteurs

Cette situation met en évidence la nécessité potentielle d'affiner le modèle du CRM afin d'intégrer une dynamique plus détaillée concernant l'injection de gaz, éventuellement en ajustant les facteurs de connectivité ou en intégrant des interactions fluides plus complexes dans le modèle.

L'amélioration du modèle pourrait consister à recalibrer les paramètres existants ou à introduire de nouvelles variables pour mieux représenter les effets de la dynamique du gaz sur la production, ce qui permettrait de réduire l'écart observé et d'améliorer la précision du modèle dans les environnements où les stratégies d'injection sont actives.

4.4 Conclusion

Tout au long de ce chapitre, nous avons rigoureusement testé le CRM dans une série de scénarios afin d'évaluer ses performances dans des conditions variées et parfois défavorables.

La réponse du CRM a été examinée de manière approfondie, qu'il s'agisse de puits isolés démontrant l'impact des variations de pression du réservoir ou de puits influencés par des injections de gaz dans le voisinage. Les résultats indiquent que bien que le CRM soit exceptionnellement performant dans des environnements isolés, l'introduction de facteurs complexes tels que l'injection de gaz révèle certaines limites dans sa configuration actuelle.

Ces scénarios soulignent la nécessité d'affiner le modèle, par exemple en intégrant une dynamique plus détaillée ou en ajustant les facteurs de connectivité, afin d'améliorer sa précision prédictive. Ce chapitre ne se contente pas de réaffirmer les capacités du MRC, il établit également une directive claire pour les améliorations futures afin de renforcer son applicabilité dans des situations de gestion de réservoirs diverses et difficiles.

Conclusion

Dans ce travail, le CRM a été étudié et appliqué de manière approfondie dans une variété de scénarios pratiques, mettant en évidence son rôle essentiel dans l'optimisation des opérations d'injection d'eau et l'amélioration de l'efficacité de la récupération du pétrole. Le principe fondamental du CRM - modélisation de la dynamique des réservoirs par le biais d'une analogie avec les circuits électriques - rationalise les interactions complexes au sein des systèmes de réservoirs, simplifiant ainsi l'analyse de l'écoulement des fluides et de la connectivité entre les puits. Cette approche permet non seulement d'établir des prévisions rapides et fiables sur la base des changements de taux d'injection et de production, mais aussi de prendre des décisions vite et éclairées.

Cette étude détaille plusieurs applications où CRM a été utilisée de manière efficace pour améliorer les stratégies opérationnelles. Il s'agit notamment de scénarios dans lesquels des ajustements rapides des plans d'injection d'eau ont été nécessaires en raison de changements soudains dans l'état des réservoirs ou dans la dynamique de la production. La capacité du CRM à traiter rapidement les données de production disponibles et à générer des informations exploitables s'est avérée indispensable dans ces contextes, conduisant souvent à des améliorations significatives en termes d'efficacité et de rentabilité.

En outre, l'application du CRM dans différents contextes de réservoirs met en évidence sa polyvalence et son adaptabilité. Par exemple, le CRM a été appliqué à la fois dans des champs nouveaux et matures, démontrant ainsi sa capacité à gérer différents degrés de complexité et de disponibilité des données. Dans les champs matures, en particulier, les exigences de modélisation simplifiées du CRM en font un excellent outil pour renforcer la production sans qu'il soit nécessaire d'acquérir de nouvelles données à grande échelle ou d'avoir recours à la surcharge de calcul associée à des modèles de simulation plus détaillés.

En perspective, l'intégration de la CRM avec des technologies numériques avancées telles que l'intelligence artificielle et les systèmes de surveillance en temps réel représente une opportunité significative pour l'avenir de la gestion des réservoirs. Ces technologies pourraient permettre une analyse des données et des capacités d'apprentissage plus sophistiquées dans le cadre de la CRM, ce qui pourrait conduire à des prédictions encore plus précises et à des optimisations opérationnelles. Par exemple, des algorithmes d'apprentissage automatique pourraient être formés sur les résultats historiques du CRM pour prédire le comportement futur du réservoir dans des conditions non testées, ou pour affiner automatiquement les paramètres du CRM en réponse à des flux de données en temps réel.

Ce travail confirme le rôle essentiel du CRM dans l'ingénierie moderne des réservoirs et suggère sa pertinence continue dans le paysage en évolution de l'industrie pétrolière. La capacité du CRM à s'intégrer aux nouvelles technologies et méthodologies indique qu'il restera une pierre angulaire de la boîte à outils stratégique des gestionnaires de réservoirs, contribuant à l'exploitation durable et efficace des ressources en hydrocarbures. Le développement et l'application continus du CRM permettent non seulement d'améliorer ses utilisations actuelles, mais aussi d'ouvrir la voie à des avancées révolutionnaires dans les pratiques de gestion des gisements.

Bibliographies

- [1] Gildin, E.; King, M. Robust Reduced Complexity Modeling (R2CM) in Reservoir Engineering. In Proceedings of the Foundation CMG Summit, Calgary, AB, Canada, 24–25 June 2013
- [2] Holanda, R. W. de, Gildin, E., Jensen, J. L., Lake, L. W., & Kabir, C. S. (2018). A state-of-the-art literature review on capacitance resistance models for reservoir characterization and performance forecasting
- [3] Kim, J. S., Lake, L. W., & Edgar, T. F. (2012). Integrated Capacitance-Resistance Model for Characterizing Waterflooded Reservoirs. IFAC Proceedings Volumes, 45(8), 19–24
- [4] Bruce, W.A. An Electrical Device for Analyzing Oil-reservoir Behavior. *Pet. Technol.* 1943, 151, 112–124
- [5] Liang, X., Weber, B., Edgar, T.F., Lake, L.W., Sayarpour, M., and Yousef, A.A. 2007. Optimization of Oil Production in a Reservoir Based on Capacitance Model of Production and Injection Rates. Paper SPE 107713 presented at the SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium, Dallas, Texas, 1–3 April
- [6] Sayarpour, M., Zuluaga, E., Kabir, C.S., and Lake, L.W. 2007. The Use of CapacitanceResistive Models for Rapid Estimation of Waterflood Performance and Optimization. Paper SPE 110081 presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Anaheim, California, 11–14 November
- [7] Yousef, A. A., Gentil, P. H., Jensen, J. L., and Lake, L. W. 2006. A Capacitance Model to Infer Interwell Connectivity Form Production- and Injection-Rate Fluctuations. *SPERE* 9 (5): 630–646.
- [8] Scientific Python: Using SciPy for Optimization – Real Python (<https://realpython.com/python-scipy-cluster-optimize/>)
- [9] Optimization (scipy.optimize) — SciPy v1.13.1 Manual (<https://docs.scipy.org/doc/scipy/tutorial/optimize.html>)
- [10] Kaviani, D. and Valkó, P.P. 2010. Inferring Interwell Connectivity Using Multi well Productivity Index (MPI). *Journal of Petroleum Science and Engineering* 73 (1-2): 48-58
- [11] Data de Volve Equinor Open Data (<https://data.equinor.com/dataset/Volve>)
- [12] Buckley, S.E. & Leverett, M.C. (1942). Mechanisms of Fluid Displacement in Sands. *Trans. AIME*, 146(1), 107-116
- [13] P.H. Gentil. The use of multilinear regression models in patterned waterfloods: Physical meaning of the regression coefficients. Master Thesis. The University of Texas at Austin, Austin, Texas, 2005
- [14] Timmerman, E. H. 1971. Predict Performance of Water Floods Graphically. *Pet. Eng.* 43 (12): 77–80. OSTI ID: 5323938

Abbreviations

BHP: Bottom Hole Pressure

CRM: Capacity Resistance Model

CRM-Block: Capacity Resistance Model Block

CRMIP: Capacity Resistance Model

CRMP: Capacity Resistance Model Producer

CRMT: Capacity Resistance Model Tank

CWI: Cumulative Water Injected

DCA: Declin Curve Analysis

EOR: Enhanced Oil Recovery

FD : Finite Difference

FV : Finite Volume

FEM : Finite element method

GOR: Gas Oil Ratio

ICRM: Integrated Capacity Resistance Model

IP : Indice de Productivité

LVBHP: Linear Variation of Bottom Hole Pressure

LVIR: Linear Variation of Injection Rate

MBAL: Material Balance

MBE: Material Balance Equation

ML-CRM: Multi-layer Capacity Resistance Model

MPI: Multi-well Productivity Index

RC : Resistance Capcitanace

ROM: Reduced Order Model

RRMSE: Relative Root Mean Squared Error

RSM: Response Surface Methodology

SVIR: Stepwise Variation of Injection Rate

WOR: Water Oil Ratio