

N° Ordre...../FHC/UMBB/2023

République Algérienne Démocratique Et Populaire  
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



**Université M'Hamed Bougara - Boumerdes**  
**Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie**

**Département Gisements Miniers et Pétroliers**



**Mémoire de Fin d'Etude**  
**En vue de l'obtention du Diplôme**

**MASTER**

**Présenté par**

**BOUCHAM Mohamed Islam**

**KADDOUR Zoheir**

**Filière : Hydrocarbures**

**Spécialité : Génie pétrolier – Production des Hydrocarbures**

---

**METHODE DE PREDICTION DE LA PRODUCTION**  
**PAR CRM ET LSTM**

---

Devant le jury composé :

GARECHE Mourad	Professeur	UMB-B	Président
ZIOUANI Sara	Ingénieur	IAP	Examineur
SAIFI Redah	MAA	UMB-B	Examineur
ZERAIBI Nouredine	Professeur	UMB-B	Encadreur
NAITAMAR Menad	Ingénieur	CRD	Co- Encadrant

## **Remerciements**

Nous tenons à remercier ALLAH, le clément et miséricordieux de nous avoir donné la force et la patience pour accomplir ce modeste travail.

Nous remercions nos parents et familles pour leurs soutien et encouragement au cours de notre parcours.

Nous voudrions exprimer nos vifs remerciements à notre promoteur Pr. ZERAIBI Noureddine pour sa disponibilité, son sérieux et ses conseils judicieux.

Nous adressons également nos sincères remerciements à notre Co-promoteur Ms. NAITAMAR Menad pour son temps, ses conseils et les orientations impeccables.

Nous tenons aussi à remercier l'ensemble des enseignants de la FHC qui ont contribué à notre formation.

Enfin, tous nos remerciements vont à nos amis de la FHC qui ont été nombreux à nous aider et à nous encourager.

## **Résumé**

La prédiction des performances futures de production est l'une des préoccupations majeures des ingénieurs de production pétrolière. Ce projet de fin d'étude comprend le développement de plusieurs modèles pour la prédiction du débit de production des hydrocarbures en utilisant différentes approches :

L'approche classique d'ARPS et modernes tel que modèle de croissance logistique, Loi de puissance exponentielle et Le modèle de déclin de production exponentielle étirée pour l'analyse des courbes de déclin.

Une autre approche de prédiction de la production a été utilisée, approche qui fait appel aux de techniques de réduction de dimensions tel que la méthode CRM (capacity resistance model), car avec cette méthode nous passons d'un modèle PDE a un système ODE ce qui va nous permettre d'optimiser et de contrôler les paramètres d'exploitation d'une manière plus simple de même la technique LSTM (Long Short term memory) a été d'utilisée pour la prévision de la production des puits ou des champs pétroliers sans faire appel à la modélisation physique du process d'exploitation, cette approche peut s'avérer intéressante pour le diagnostic primaire du fonctionnement d'un ensembles de puits.

## **Abstract**

The prediction of future production performance is one of the major concerns of petroleum production engineers. This final year project includes the development of several models for predicting hydrocarbon production rates using different approaches:

The classical ARPS approach and modern approaches such as the logistic growth model, exponential power law, and the extended exponential production decline model for decline curve analysis.

Another production prediction approach that has been used involves dimensionality reduction techniques such as the CRM (Capacity Resistance Model) method. With this method, we transition from a (PDE) model to an (ODE) system, which allows us to optimize and control operational parameters in a simpler manner. Additionally, the Long Short-Term Memory (LSTM) technique has been used for the prediction of well or oilfield production without relying on the physical modeling of the exploitation process. This approach can be useful for the initial diagnosis of the functioning of a group of wells.

## المخلص :

توقع أداء إنتاج المستقبل هو أحد الاهتمامات الرئيسية لمهندسي إنتاج النفط. يتضمن مشروع التخرج هذا تطوير عدة نماذج لتوقع معدل إنتاج المحروقات باستخدام نهج مختلفة:

- النهج التقليدي لـ ARPS والنماذج الحديثة مثل نموذج النمو اللوجستي، وقانون القوة التربيعية، ونموذج التراجع الآسي للإنتاج الممتد لتحليل منحنيات التراجع.

- تم استخدام نهج آخر لتوقع الإنتاج، وهو النهج الذي يعتمد على تقنيات تقليل الأبعاد مثل طريقة CRM (نموذج مقاومة السعة)، لأننا ننتقل من نموذج PDE إلى نظام ODE مما يتيح لنا تحسين ومراقبة معلمات التشغيل بطريقة أبسط. كما تم استخدام تقنية LSTM (الذاكرة القصيرة الطويلة) لتوقع إنتاج الآبار أو حقول النفط دون الاعتماد على نمذجة العملية الفيزيائية للاستغلال. يمكن أن يكون هذا النهج مثيراً للاهتمام في التشخيص الأولي لأداء مجموعة من الآبار.

## SOMMAIRE

Introduction .....	1
Chapitre I : Techniques prédictives.....	3
I.1. Introduction .....	3
I.2. Les méthodes prédictives .....	4
I.2.1. Méthode volumétrique .....	4
I.2.2. Les méthodes prédictives empiriques .....	4
I.2.3. Les méthodes d'analyse des courbes de performance .....	5
I.2.4. Les méthodes de bilan matière.....	5
I.2.5. Simulation numérique.....	6
I.3. Methodes modernes.....	8
I.3.1. Méthodes statistiques et d'apprentissage automatique (Méthodes de machine learning) .....	8
I.3.2. Régression.....	8
I.3.3. Réseaux de neurones artificiels.....	8
I.3.4. Machines à vecteurs de support (SVM).....	9
I.3.5. Arbres de décision : .....	9
I.3.6. Méthodes d'ensemble (comme les forêts aléatoires ou les boostings) .....	9
I.3.7. Capacité résistance model (CRM) .....	9
I.4. Conclusion.....	9
L'analyse du déclin de production.....	<b>Erreur ! Signet non défini.</b>
Chapitre II : L'analyse du déclin de production .....	10
II.1. Introduction .....	10
II.2. Analyse de la courbe de déclin.....	10
II.3. Les équations d'Arps.....	11
II.3.1. Déclin Exponentiel.....	12
II.3.2. Déclin Hyperbolique.....	13
II.3.3. Déclin Harmonique.....	15
II.3.4. Comparaison entre les trois Déclins .....	16
II.4. Modèle de croissance logistique – LGM : .....	18
II.5. Loi de puissance exponentielle - PLE : .....	19
II.6. Modèle de déclin de production exponentiel étirée - SEPD : .....	20

II.7.	Optimisation par la méthode Levenberg-Marquardt : .....	21
II.8.	Les Algorithmes Génétiques .....	23
II.9.	Applications : .....	24
II.9.1.	Traitement des données:.....	24
II.9.2.	Modèles classiques d'arps: .....	25
II.9.3.	Modèles évolutifs.....	28
II.10.	Conclusion : .....	31
Chapitre III :	Prédiction de la production par la méthode CRM.....	32
III.1.	INTRODUCTION:.....	32
III.2.	Development du CRM:.....	33
III.3.	CRMT, UNIQUE CUVE REPRÉSENTATION D'UN CHAMP PAR LE CRM : .....	34
III.3.1.	Superposition CRMT dans la solution temporelle .....	37
III.3.2.	Solution CRMT pour Série de SVIR.....	39
III.3.3.	Solutions CRMT pour les séries de LVIR.....	41
III.3.4.	Application CRMT sur le terrain.....	43
III.4.	CRMP : REPRESENTATION DE LA BASE DE PRODUCTEURS DU CRM .....	47
III.4.1.	Superposition CRMP dans les solutions temporelles.....	48
III.4.2.	Solution CRMP pour les séries de SVIR.....	49
III.4.3.	Solution CRMP pour séries de LVIR .....	50
III.5.	Le CRMIP, REPRESENTATION DE BASE DES INJECTEURS-PRODUCTEURS DU CRM.....	51
III.5.1.	CRMIP Superposition in Time and Space Solution .....	53
III.5.2.	Solution CRMIP pour les séries de SVIR .....	53
III.5.3.	Solution CRMIP pour les séries de LVIR .....	54
III.6.	CRM-BLOCK, REPRÉSENTATION PAR BLOC DE RAFFINEMENT DES CRMS 55	
III.6.1.	Terme de production primaire dans le bloc CRM.....	58
III.7.	CAP D'APPLICATION DU CRM : .....	62
III.7.1.	Présentations des Données et la raison de ce Choix.....	62
III.7.2.	L'application du CRMT .....	63
III.7.3.	L'APPLICATION du CRMP .....	68
III.8.	Conclusion.....	90
Chapitre IV :	Prédiction de la production par LSTM.....	91

IV.1.	Introduction .....	91
IV.2.	La structure de réseaux de neurones artificiels.....	92
IV.3.	Feedforward :.....	93
IV.4.	Fonction d'activation.....	94
IV.5.	Entraînement du réseau .....	95
IV.6.	Réseaux de Neurones Récurrents (RNN) :.....	96
IV.6.1.	Réseau de neurones récurrents simples (RNN) :.....	97
IV.6.2.	Long Short-Term Memory (LSTM).....	98
IV.6.3.	Gated Recurrent Units .....	103
IV.6.4.	La différence entre les RNN standard (Vanille) , LSTM et GRU .....	104
IV.7.	CAP D'APPLICATION DU LSTM.....	104
IV.7.1.	Présentations des Données et la raison de ce Choix.....	105
IV.7.2.	Architecture du Modèle.....	106
IV.7.3.	Régale des hyper paramètres du LSTM .....	106
IV.7.4.	Entraînement et Train-Test Loss .....	107
IV.8.	Conclusion.....	121

## Figures

Figure 2- 1 : Formes de courbe de déclin d'Arps pour un trace cartésien débit-temp.....	17
Figure 2- 2 : Procédure d'implémentation de l'algorithme génétique.....	23
Figure 2- 3 : débit de production en fonction de temps avant traitement .....	24
Figure 2- 4 : débit de production en fonction de temps après traitement .....	25
Figure 2- 5 : la courbe exponentielle d'arps .....	26
Figure 2- 6 : la courbe harmonique d'arps.....	27
Figure 2- 7 : la courbe hyperbolique d'arps .....	27
Figure 2- 8 : Modèle de croissance logistique ajusté pour les données de production.....	28
Figure 2- 9 : Modèle de Loi de puissance exponentielle ajusté pour les données de production ..	29
Figure 2- 10 : Modèle de déclin de production exponentiel étiré ajusté pour les données de production .....	30
figure 3- 1 : Model CRMT- représentation schématique d'un champ avec un pseudo injecteur et un pseudo producteur .....	35
figure 3- 2 : Réponse de la production à un changement progressif du taux d'injection par rapport au temps sans dimension dans CRM.....	38
figure 3- 3 : Changement progressif du programme de taux d'injection du temps $t_0$ au temps $t_n$ . .....	39
figure 3- 4 : Calendrier de changement de pression de fond de trou du producteur linéaire par morceaux du temps $t_0$ au temps $t_n$ .....	40
figure 3- 5 : Estimation du taux de production du CRM pour un cas synthétique d'un injecteur et un producteur avec six changements de taux d'injection par étapes pour constantes de temps de 10, 20 et 50 jours.....	41
figure 3- 6 : Variation linéaire du taux d'injection entre les points de données du temps $t_0$ au temps $t_n$ .....	42
figure 3- 7 : Estimation du taux de production du CRM pour un cas synthétique d'un injecteur et un producteur avec six débits d'injection linéaires par morceaux change pour des constantes de temps de 10, 20 et 50 jours. ....	43
figure 3- 8 : Estimation du taux de production du CRMT pour un cas synthétique de trois intervalles d'un, deux et quatre producteurs actifs dans un réservoir.....	45
figure 3- 9 : Estimation du taux de production CRM pour un cas synthétique d'un injecteur et un producteur avec mesure de cadence de production de 50 RB/D erreurs absolues.....	45
figure 3- 10 : Représentation schématique des injecteurs $N_{inj}$ supportant le producteur $j$ .....	46
figure 3- 11 : CRMP- Représentation schématique du volume de contrôle du producteur $j$ .....	48
figure 3- 12 : Représentation schématique du volume de contrôle entre chaque couple injecteur/producteur. ....	52
figure 3- 13 : Représentation du raffinement de bloc entre l'injecteur $i$ et producteur $j$ , CRM- Block. ....	56

figure 3- 14 : Comparaison entre CRM avec et sans bloc raffinement entre un injecteur et un producteur. ....	61
figure 3- 15 : Constante de temps équivalente en fonction du nombre de bloc à constante de temps égale entre couple injecteur-producteur.....	61
figure 3- 16 : Tracé du profil de production actuel et prédit du champ BULLMOOSE.....	64
figure 3- 17 : Tracé du profil de production actuel et prédit du champ HABERMEYER.....	65
figure 3- 18 : Tracé du profil de production actuel et prédit du champ MONSON .....	66
figure 3- 19 : Tracé du profil de production actuel et prédit du champ MONSON1 .....	67
figure 3- 20: Tracé du profil de production actuel et prédit du champ GULFAKS .....	68
figure 3- 21 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1.....	69
figure 3- 22 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2.....	70
figure 3- 23 :Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3.....	71
figure 3- 24 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4.....	72
figure 3- 25 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1.....	73
figure 3- 26 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2.....	74
figure 3- 27 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3.....	75
figure 3- 28 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4.....	76
figure 3- 29 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 5.....	77
figure 3- 30 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1.....	78
figure 3- 31 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2.....	79
figure 3- 32 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3.....	80
figure 3- 33 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4.....	80
figure 3- 34: Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1.....	81
figure 3- 35 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2.....	82
figure 3- 36 : : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3.....	83
figure 3- 37 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4.....	84
figure 3- 38 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 5.....	85
figure 3- 39 : : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2.....	86
figure 3- 40 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2.....	87
figure 3- 41 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3.....	88
figure 3- 42 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4.....	89
figure 4- 1 : Diagramme des couches d'un réseau neuronal .....	92
figure 4- 2 : : Diagramme du pipeline du réseau neuronal .....	93
figure 4- 3 : La Structure d'un Réseau de Neurones Récurrents .....	97
figure 4- 4 : : La Structure d'un Réseau RNN .....	97
figure 4- 5 : La Structure d'un Réseau LSTM .....	100
figure 4- 6: La Structure d'un Réseau GRU .....	103
figure 4- 7: Les 3 types de RNN cote a cote .....	104
figure 4- 8 : Processus d'entraînement des données du puits p1 .....	108
figure 4- 9 : Processus d'entraînement des données du puits p2 .....	108
figure 4- 10 : Processus d'entraînement des données du puits p3 .....	109
figure 4- 11 : Processus d'entraînement des données du puits p4 .....	109
figure 4- 12 : : cross plot du training de LSTM du Puit 1.....	110

figure 4- 13 : : cross plot de validation de LSTM du Puit 1 .....	110
figure 4- 14 :: cross plot du test de LSTM du Puit 1.....	111
figure 4- 15 : : cross plot du training de LSTM Puit2.....	111
figure 4- 16 : : cross plot de validation de LSTM du Puit 2 .....	112
figure 4- 17 : : cross plot du test de LSTM du Puit 2.....	112
figure 4- 18 : : cross plot du training de LSTM du Puit 3.....	113
figure 4- 19 : : cross plot de validation de LSTM du Puit 3 .....	113
figure 4- 20 : : cross plot du test de LSTM du Puit 3.....	114
figure 4- 21 : cross plot du training de LSTM du Puit 4.....	115
figure 4- 22 : cross plot de validation de LSTM du Puit 4 .....	115
figure 4- 23 :: cross plot du test de LSTM du Puit 4.....	116
figure 4- 24 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1.....	116
figure 4- 25: : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2.....	117
figure 4- 26 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3.....	117
figure 4- 27 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4.....	118
figure 4- 28 : cross plot du débit actuel et prédit de LSTM du puits 1 .....	119
figure 4- 29: cross plot du débit actuel et prédit de LSTM du puits 2 .....	119
figure 4- 30 : cross plot du débit actuel et prédit de LSTM du puits 3 .....	120
figure 4- 31 : cross plot du débit actuel et prédit de LSTM du puits 4 .....	120

## Tableux

Tableau 2- 1 : Les Equations d'Arps .....	17
Tableau 2- 2 : RMSE et R2 pour les Equations d'Arps.....	25
Tableau 2- 3 : Les paramètres des équations d'Arps .....	26
Tableau 2- 4 : Les paramètres d'ajustements du Modèle LGM.....	28
Tableau 2- 5 : Les paramètres d'ajustements du modèle PLE .....	29
Tableau 2- 6 : Les paramètres d'ajustements du modèle SEPD .....	30
Tableau 2- 7 : RMSE et R2 pour les modèles modernes .....	31
Tableau 3- 1 : Comparaison entre le nombre d'inconnues dans les CRM. 62	
Tableau 3- 2 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs BULLMOOSE... 64	
Tableau 3- 3 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs HABERMEYER .....	65
Tableau 3- 4 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs MONSON.....	66
Tableau 3- 5 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs MONSON1.....	67
Tableau 3- 6 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs GULFAKS.....	68
Tableau 3- 7 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs BULLMOOSE .....	69
Tableau 3- 8 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs BULLMOOSE .....	70
Tableau 3- 9 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs BULLMOOSE .....	71
Tableau 3- 10 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs BULLMOOSE .....	72
Tableau 3- 11 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs HABERMEYER.....	73
Tableau 3- 12 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs HABERMEYER.....	74
Tableau 3- 13 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs HABERMEYER.....	75
Tableau 3- 14: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs HABERMEYER.....	76
Tableau 3- 15: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 5 sur le champs HABERMEYER.....	77
Tableau 3- 16: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs MONSON .....	78
Tableau 3- 17: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs MONSON .....	79
Tableau 3- 18 : : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs MONSON .....	80
Tableau 3- 19 :: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs MONSON .....	81

Tableau 3- 20 : : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs MONSON1 .....	82
Tableau 3- 21 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs MONSON1 .....	82
Tableau 3- 22 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs MONSON1 .....	83
Tableau 3- 23: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs MONSON1 .....	84
Tableau 3- 24 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 5 sur le champs MONSON1 .....	85
Tableau 3- 25: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs GULFAKS .....	86
Tableau 3- 26: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs GULFAKS .....	87
Tableau 3- 27: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs GULFAKS .....	88
Tableau 3- 28: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs GULFAKS .....	89
Tableau 4- 1 : Les Fonctions d'Activation les plus connus	95
Tableau 4- 2 .: Architecture du Modèle.....	106
Tableau 4- 3 : : erreurs de training, de validation et de test du modèle LSTM.....	110
Tableau 4- 4 : erreurs de training, de validation et de test du modèle LSTM.....	111
Tableau 4- 5 : erreurs de training, de validation et de test du modèle LSTM.....	112
Tableau 4- 6: erreurs de training, de validation et de test du modèle LSTM.....	114
Tableau 4- 7: erreurs entre le débit prédit du modèle LSTM et le débit actuel .....	118

## Abréviations

$c_o$  = oil compressibility (L<sup>2</sup>/F)

$c_t$  = total reservoir compressibility (L<sup>2</sup>/F)

$c_w$  = water compressibility (L<sup>2</sup>/F)

CWI = cumulative water injected (L<sup>3</sup>)

$e_w$  = influx (L<sup>3</sup>/t)

$f_{ij}$  = interwell connectivity between injector  $i$  and producer  $j$ , dimensionless

$f_o$  = oil-fractional-flow, dimensionless

$H$  = heterogeneity factor

$i_i$  = variable injection rate (L<sup>3</sup>/t)

$I$  = fixed injection rate (L<sup>3</sup>/t)

$J$  = productivity index (L<sup>5</sup>/Ft)

$k$  = permeability (md)

$K$  = Koval factor

$m$  = relative permeability exponent, dimensionless

$M_{ij}$  = number of block between injector  $i$  and producer  $j$

$M_o$  = endpoint mobility ratio, dimensionless

$n$  = time-like variable, relative permeability exponent, dimensionless

$N$  = oil in place, (L<sup>3</sup>)

$N_{inj}$  = total number of injection wells, dimensionless

NP = cumulative oil production

$N_{pro}$  = total number of production wells, dimensionless

$p_{wf}$  = bottom-hole flowing pressure (F/L<sup>2</sup>)

$p$  = average reservoir pressure (F/L<sup>2</sup>)

$q$  = fluid production rate (L<sup>3</sup>/t)

$q_o$  = oil production rate (L<sup>3</sup>/t)

$q_w$  = water production rate (L<sup>3</sup>/t)

$r$  = growth or decline rate in logistic equation (1/t)

$R$  = correlation coefficient, dimensionless

$ROIP$  = recoverable oil in place (L3)

$S$  = saturation, dimensionless

$S_{or}$  = residual oil saturation, dimensionless

$S_o$  = oil saturation, dimensionless

$S_{wr}$  = residual water saturation, dimensionless

$t$  = time (t)

$VP$  = pore volume (L3)

$W_i$  = cumulative water injected (L3)

$WOR$  = water oil ratio

Greek alphabets

$\alpha$  = fractional-flow model or logistic equation coefficient

$\beta$  = fractional-flow model or logistic equation coefficient

$\gamma$  = logistic equation coefficient

$\xi$  = integrating variable (t)

$\eta$  = ratio of currently active producers to previously active producers

$\kappa$  = asymmetric Hubbert curve standard deviation coefficient

$\sigma$  = standard deviation

$\lambda_o$  = oil mobility ratio

$\lambda_w$  = water mobility ratio

$\mu$  = viscosity (cp)

$\sigma$  = standard deviation

$\tau$  = time constant (t)

$\tau^*$  = equivalent blocks time constants (t)

Subscripts and superscripts

$b$  = block identifier

$D$  = dimensionless time

$F$  = field value indicator

i = injector index

ij = injector-producer pair index

j = producer index

k = timestep index

o = oil index

s = solvent index

p = pattern value indicator

r = residual indicator

w = water index

x = X direction indicator

y = Y direction indicator

z = Z direction indicator

AG: Genetic Algorithm

ANN: Artificial Neural Network

BHP: Bottom Hole Pressure

BLBFFM: Buckley Leverett Based Fractional Flow Model

CNN: Convolutional Neural Networks

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

ED: Displacement Efficiency

RMSE: Root Mean Squared Error

SLSQP: Sequential Least Squares Programming

MSE: mean squared error

R2: The correlation coefficient

## Introduction

L'industrie des hydrocarbures repose sur l'exploitation des réservoirs d'hydrocarbures, tels que les gisements de pétrole et de gaz naturel. Dans ce domaine, la prédiction du débit de production des hydrocarbures revêt une importance cruciale pour les ingénieurs en réservoir.

Le débit de production fait référence à la quantité d'hydrocarbures qui peut être extraite d'un réservoir pendant une période donnée. Il s'agit d'une mesure clé pour évaluer la rentabilité et la viabilité d'un projet d'exploitation pétrolière ou gazière. La capacité de prédire avec précision le débit de production permet aux ingénieurs en réservoir de prendre des décisions éclairées concernant la planification, la conception et l'optimisation de l'exploitation.

La prédiction du débit de production repose sur une compréhension approfondie des caractéristiques du réservoir, telles que sa géologie, sa géométrie, sa porosité, sa perméabilité et ses propriétés fluides. Les ingénieurs utilisent des modèles mathématiques et des simulations numériques avancées pour estimer le comportement du réservoir et prévoir la production future.

La précision de l'estimation du débit future permet aux compagnies pétrolières et gazières de planifier efficacement leurs opérations. Cela inclut la détermination du nombre de puits à forer, le dimensionnement des équipements de production, la gestion des ressources humaines et financières, et l'établissement de stratégies à long terme pour maximiser la production.

De plus, l'évaluation précises du débit produit contribue à la sécurité et à la durabilité de l'exploitation des réservoirs d'hydrocarbures. En comprenant les caractéristiques du réservoir et en prévoyant la production, les ingénieurs peuvent minimiser les risques liés à la subsidence du sol, aux fuites de fluides, à l'épuisement prématuré du réservoir et à l'impact environnemental.

Vue l'importance d'une bonne évaluation du débit futur la simulation numérique est l'outil le plus fiable utiliser dans le domaine pétrolier, par contre ce dernier présente certaines difficultés lorsqu'il fait face à des données limitées, des caractéristiques d'hétérogénéité complexe du réservoir ou à une contrainte chronique, c'est pour cela que méthodes avancées telles que l'intelligence artificiel a vu le jour afin de relever ces défis et d'améliorer la précision des résultats. Les algorithmes de machine learning peuvent être entraînés sur des données historiques pour développer des modèles prédictifs capables de faire des estimations sur la production future. Ces modèles peuvent prendre en compte un large éventail de paramètres, tels que la pression du réservoir, la production passée, les caractéristiques géologiques. Pouvant aussi optimiser la production en identifiant les schémas et les facteurs qui influencent les performances du réservoir. En utilisant des algorithmes d'optimisation, il est possible de trouver les combinaisons optimales de paramètres et de stratégies de production pour maximiser le débit de production.

De plus, ce dernier est capable de prédire la durée de vie estimée d'un réservoir d'hydrocarbures en fonction de divers facteurs, tels que le taux de production, la pression du réservoir, les

caractéristiques géologiques, etc. Cela aide les compagnies pétrolières et gazières à planifier les investissements futurs et à prendre des décisions éclairées sur la gestion des actifs.

Pour le travail qui va suivre, on s'attardera sur :

- Une étude sur les données de production, un traitement de données adéquats par le biais de méthodes qui permettent la détection des valeurs aberrantes (Anomaly detection) et l'impact que cela aura sur la qualité des résultats.
- L'utilisation de méthodes conventionnelles - empirique- afin d'étudier le déclin, tel que: Les courbes de de déclin développées par Arp, ainsi que les modèles modernes telle que modèle de croissance logistique , Loi de puissance exponentielle et Le modèle de déclin de production exponentielle étirée .
- L'application du model CRM (capacite resistance model) en modélisant les deux volumes de contrôle CRMT et CRMP utilisant la méthode d'optimisation Curve fitting et Algorithmes Génétiques afin de prédire le débit de production
- Modélisations des séries temporelles par un modèle stochastique et l'utiliser afin de faire de la prédire le débit. On utilisant les réseaux de neurones récurrents, plus précisément l'architecture LSTM (Long-short-Term-Memory)

# Chapitre I : Techniques prédictives.

## I.1. Introduction

La prédiction du débit de production est une composante essentielle de l'évaluation des performances d'un réservoir pétrolier ou gazier. Elle permet de comprendre comment le réservoir réagit aux différents scénarios de production et d'estimer les quantités de pétrole ou de gaz qui peuvent être récupérées au fil du temps de même elle est essentielle pour :

La planification des opérations

L'optimisation des schémas de production.

La gestion des réservoirs et la prise de décisions économiques.

Les ingénieurs en réservoir utilisent diverses méthodes et techniques pour effectuer ces prédictions, en tenant compte de nombreux facteurs tels que la géométrie du réservoir, les propriétés des fluides, la pression, la température, les conditions de production, l'historique des opérations.

En utilisant des modèles mathématiques, des simulations numériques et des données historiques, les ingénieurs en réservoir peuvent estimer le débit de production futur en prenant en compte les caractéristiques spécifiques du réservoir. Ces prédictions peuvent être mises à jour régulièrement à mesure que de nouvelles données de production deviennent disponibles, ce qui permet d'ajuster les stratégies de production et de prendre des décisions informées pour maximiser la récupération des hydrocarbures.

Il convient de noter que la prédiction du débit de production comporte des incertitudes inhérentes en raison de la complexité des réservoirs et des nombreuses variables impliquées. C'est pourquoi ces méthodes prédictives ont évolué au fil du temps, passant des modèles simplistes aux modèles plus sophistiqués basés sur des algorithmes avancés d'apprentissage automatique et de modélisation mathématique pour améliorer la fiabilité des prédictions et optimiser les opérations de production.

## **I.2. Les méthodes prédictives**

La prédiction du débit de production est une tâche complexe qui vise à estimer le débit de pétrole ou de gaz qui peut être extrait d'un réservoir à différents stades de sa production. Il existe plusieurs méthodes utilisées pour prédire le débit de production en raison de leur simplicité, et de leur fiabilité relative.

### **I.2.1. Méthode volumétrique**

La méthode volumétrique est utilisée pour effectuer une estimation initiale du fluide en place en utilisant des données pétrophysiques telles que la porosité et la saturation, la pression initiale du réservoir et les données PVT.

### **I.2.2. Les méthodes prédictives empiriques**

Les méthodes empiriques utilisent des relations basées sur des observations historiques de production pour prédire le débit. Ces relations peuvent être basées sur des courbes de déclin, des corrélations statistiques ou des règles empiriques, celles-ci seront extrapolées pour prédire le comportement de production des puits futurs. Les méthodes empiriques sont souvent utilisées lorsque les données disponibles sont limitées ou que les réservoirs ont des caractéristiques similaires à ceux qui ont déjà été étudiés.

**Courbes de déclin :** Les courbes de déclin sont basées sur l'observation du comportement de production d'un réservoir similaire dans le passé. Ces courbes représentent la décroissance du débit de production en fonction du temps et sont utilisées pour prédire le déclin futur. Différents types de courbes de déclin peuvent être utilisés en fonction des caractéristiques du réservoir, tels que les courbes exponentielles, les courbes harmoniques ou les courbes hyperboliques.

**Corrélations statistiques :** Les corrélations statistiques sont des relations empiriques basées sur l'analyse de données historiques de production de différents réservoirs. Elles permettent d'établir des relations entre les caractéristiques du réservoir, les propriétés des fluides, les conditions de production et le débit de production. Ces corrélations statistiques sont utilisées pour prédire le débit de production en fonction des paramètres du réservoir.

**Méthodes analogiques :** Les méthodes analogiques sont basées sur la recherche de réservoirs analogues ayant des caractéristiques similaires (par exemple, géométrie, lithologie, conditions de

réservoir) et l'application des données de production de ces réservoirs analogues pour prédire le débit de production du réservoir d'intérêt. Cela repose sur l'idée que des réservoirs similaires peuvent avoir des comportements de production similaires.

### **I.2.3. Les méthodes d'analyse des courbes de performance**

L'analyse des courbes de performance est une pratique courante dans l'industrie pétrolière pour comprendre le comportement des réservoirs. Les courbes de performance, obtenues à partir de mesures de pression, de débit ou d'autres paramètres, fournissent des données cruciales pour évaluer la performance d'un réservoir.

**Analyse des courbes de pression :** Les courbes de pression, telles que les courbes de déclin de pression sont souvent utilisées pour caractériser les propriétés du réservoir. Les méthodes d'analyse de ces courbes incluent la construction de courbes de type Horner, l'utilisation de solutions analytiques basées sur les équations de flux en milieu poreux. Ces méthodes permettent d'estimer des paramètres clés tels que la perméabilité, la porosité, l'écoulement multiphasique et les caractéristiques de drainage.

**Analyse des courbes de débit :** Les courbes de débit sont utilisées pour évaluer les performances de production d'un réservoir. L'analyse de ces courbes implique souvent l'utilisation de modèles de déclin exponentiel, de déclin harmonique ou d'autres modèles empiriques, elles sont utilisées pour construire des modèles mathématiques, Ces modèles permettent de prédire les taux de production futurs, d'estimer les réserves récupérables et d'évaluer l'efficacité des opérations de récupération assistée.

### **I.2.4. Les méthodes de bilan matière**

Le bilan matière est un outil essentiel dans l'industrie pétrolière pour faire des analyses approfondies sur le comportement du réservoir, assurer la gestion efficace des ressources, optimiser les processus de production et réduire les pertes.

Principe de la méthode du bilan matière

Cette technique est basée sur le principe de la chute de pression, en supposant que l'espace poreux reste constant et pas de migration des hydrocarbures dans des zones autres que le réservoir en considération lorsque on soutire un volume d'hydrocarbures, le volume du réservoir reste le même, donc volume produit est remplacé par les expansions des fluides du réservoir,

l'expansion de la roche du réservoir. Cette technique est basée sur le principe de la chute de pression, en supposant que l'espace poreux reste constant et pas de migration des hydrocarbures dans des zones autres que le réservoir en considération lorsque on soutire un volume d'hydrocarbures, le volume du réservoir reste le même, donc volume produit est remplacé par les expansions des fluides du réservoir, l'expansion de la roche du réservoir.

$$\begin{aligned}
 & N_P \{B_O + [R_P - R_S]B_g\} + W_P B_w \\
 &= mNB_{oi} \left[ \frac{B_g}{B_{gi}} - 1 \right] + N\{[B_o - B_{oi}] + [R_{si} - R_S] B_g\} \\
 &+ [1 + m] \frac{NB_{oi}}{1 - S_{wi}} [c_f + c_w S_{wi}] \Delta P + W_e B_w + G_{inj} B_{inj} \\
 &+ W_{inj} B_w
 \end{aligned}$$

### **I.2.5. Simulation numérique**

Les études de simulation numérique du réservoir sont basées sur le bilan matière qui prend également en compte l'hétérogénéité du milieu et la direction de l'écoulement des fluides en divisant le réservoir en cellules de grille (Ertekin et al., 2001). Les propriétés de la roche et des fluides et leurs changements dans le temps pour chaque bloc de grille sont très importants car les calculs dépendent de l'espace et du temps. Les calculs utilisant le bilan matière et les équations d'écoulement des fluides sont effectués pour différentes phases dans chaque cellule et chaque pas de temps. L'étude de la simulation numérique peut être divisée en trois étapes:

Préparation des données.

History Matching.

Prédiction des performances.

### **Avantages de la simulation numérique**

Prise en compte des caractéristiques complexes du réservoir : La simulation numérique permet de modéliser de manière détaillée les propriétés du réservoir, telles que la géométrie, la perméabilité, la porosité, les propriétés des fluides. Cela permet de prendre en compte les caractéristiques complexes du réservoir et d'obtenir des prédictions plus précises du débit de production

Flexibilité dans la modélisation des processus de production : La simulation numérique permet de modéliser différents schémas de production, d'injection ou de récupération assistée, tels que l'injection d'eau, de gaz ou de polymères. Cela permet d'évaluer l'efficacité de différentes stratégies de production et d'optimiser les opérations pour maximiser la récupération des hydrocarbures.

Évaluation de scénarios multiples : La simulation numérique permet d'évaluer plusieurs scénarios de production et de tester différentes hypothèses en modifiant les paramètres du réservoir, les conditions de production, les stratégies d'injection. Cela permet d'explorer différentes options et de prendre des décisions éclairées pour optimiser la production.

Prédiction à long terme : La simulation numérique permet de prédire le débit de production sur une période de temps plus longue, ce qui est essentiel pour la planification à long terme, l'estimation des réserves et la prise de décisions stratégiques.

### **Inconvénients de la simulation numérique**

Besoin de données et de ressources importantes : La simulation numérique nécessite des données précises sur les propriétés du réservoir, les conditions de production et les caractéristiques des fluides. Elle nécessite également des ressources de calcul importantes, notamment en termes de temps de calcul et de puissance de calcul.

Complexité et incertitude : Les modèles de simulation numérique sont basés sur des approximations et des hypothèses simplificatrices pour représenter le comportement du réservoir. Il peut y avoir des incertitudes associées aux données d'entrée, aux paramètres du modèle et aux mécanismes de réservoir, ce qui peut affecter la précision des prédictions.

Temps de calcul et itérations nécessaires : Les simulations numériques peuvent nécessiter des temps de calcul considérables, en particulier pour les réservoirs complexes ou pour des analyses détaillées. De plus, il peut être nécessaire d'effectuer plusieurs itérations pour calibrer les modèles avec les données de production réelles et améliorer la précision des prédictions.

Dépendance aux modèles et aux hypothèses : Les résultats de la simulation numérique dépendent des modèles utilisés, des paramètres choisis et des hypothèses faites. Des erreurs dans les modèles ou des hypothèses incorrectes peuvent entraîner des prédictions inexactes du débit de production.

### **I.3. Methodes modernes**

En raison des nombreux inconvénients présente par Les méthodes de prévision classiques (Complexité des modèles, manque de flexibilité, données insuffisantes et temps de calcul assez long. Pour y remédie à ces problèmes de nouvelles méthodes en vue le jour

#### **I.3.1. Méthodes statistiques et d'apprentissage automatique (Méthodes de machine learning)**

Les méthodes de machine learning sont de plus en plus utilisées en réservoir engineering pour la prédiction du débit de production. Ces méthodes exploitent des algorithmes d'apprentissage automatique pour découvrir des modèles complexes à partir de données historiques de production et les utiliser pour faire des prédictions.

#### **I.3.2. Régression**

La régression est une méthode de machine learning qui vise à établir une relation entre les variables d'entrée (caractéristiques du réservoir, conditions de production, etc.) et la variable de sortie (débit de production). Elle permet de prédire le débit de production en fonction des variables d'entrée en utilisant une équation linéaire.

#### **I.3.3. Réseaux de neurones artificiels**

Les réseaux de neurones artificiels (ou réseaux neuronaux) sont des modèles de machine learning inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont utilisés pour modéliser des relations complexes entre les variables d'entrée et de sortie. Les réseaux neuronaux peuvent être utilisés pour prédire le débit de production en fonction de multiples variables d'entrée, en apprenant des motifs et des relations non linéaires dans les données historiques. On peut aussi améliorer l'efficacité du model RNN avec l'usage d'une de ces variantes le model LSTM qui est conçu pour capturer des dépendances à long terme dans les données séquentielles, ce qui en fait un choix populaire pour les prédictions basées sur des séries temporelles.

### **I.3.4. Machines à vecteurs de support (SVM)**

Les SVM sont des algorithmes de machine learning utilisés pour la classification et la régression. Ils sont souvent utilisés pour prédire le débit de production en réservoir engineering en utilisant des fonctions de décision qui séparent les données historiques en différentes classes ou en ajustant une courbe pour prédire la variable de sortie.

### **I.3.5. Arbres de décision :**

Les arbres de décision sont des modèles d'apprentissage automatique qui utilisent une série de règles conditionnelles pour prendre des décisions. Ils peuvent être utilisés pour prédire le débit de production en réservoir engineering en évaluant une séquence de caractéristiques du réservoir et de conditions de production pour arriver à une prédiction.

### **I.3.6. Méthodes d'ensemble (comme les forêts aléatoires ou les boostings)**

Les méthodes d'ensemble combinent plusieurs modèles d'apprentissage automatique pour améliorer la précision des prédictions. Elles sont souvent utilisées en réservoir engineering pour prédire le débit de production en agrégeant les prédictions de plusieurs modèles.

### **I.3.7. Capacité résistance model (CRM)**

Le CRM caractérise la relation entre l'injecteur et le producteur et nécessite l'estimation de deux paramètres : les connectivités (ou gains) et les constantes de temps (time constants), afin de calibrer un modèle de bilan matière par rapport à un signal provenant du réservoir. Cela permet de convertir les signaux d'entrée (taux d'injection) en un signal de sortie (taux de production cumulé) de la même manière que le potentiel électrique est converti en tension ou en courant dans un circuit résistance-condensateur (RC). C'est pourquoi le modèle est appelé "Capacité-Résistance". En génie chimique, le CRM est analogue à un ou plusieurs modèles de stockage de réservoir, où le débit dans le réservoir est utilisé pour prédire le niveau de fluide à l'intérieur ainsi que le débit de sortie.

## **I.4. Conclusion**

Les méthodes prédictives classiques constituent des outils importants pour estimer les réserves et prédire les performances de production dans le domaine pétrolier. Elles offrent une première

estimation rapide et fiable. Cependant, doivent être complétées par des méthodes plus avancées lorsque des conditions plus complexes sont rencontrées.

## **Chapitre II : L'analyse du déclin de production**

### **II.1. Introduction**

L'analyse de déclin de la production constitue une étape cruciale pour évaluer la performance d'un gisement pétrolier au fil du temps. L'analyse des courbes de déclin (DCA) est l'une des plus anciennes méthodes de prédire la production de pétrole ou de gaz d'un puits sur la base d'une extrapolation de l'historique de production. Le principal avantage de l'analyse de la courbe de déclin est qu'elle utilise des données historiques qui sont généralement très faciles à obtenir. Les résultats de la courbe de déclin sont des graphiques simples et faciles à visualiser, à analyser et à comprendre.

### **II.2. Analyse de la courbe de déclin**

L'analyse de déclin de production est commencée en 1920 sur une base purement empirique, l'objectif était de trouver une loi adaptable avec l'historique de production afin d'évaluer le revenu économique à l'avenir.

**Arps - Equations de déclin :** ARPS [1] a présenté son article nommé l'analyse des courbes de déclin en 1945 qui consiste à la formulation du déclin exponentiel, harmonique et hyperbolique en supposant une pression constante le long de l'historique et un écoulement permanent (d'écoulement aux limites du réservoir). L'analyse de la courbe de déclin (DCA) est une méthode qui consiste à ajuster les taux de production observés de puits individuels, de groupes de puits ou de réservoirs par une fonction mathématique afin de prédire les performances de la production future en extrapolant la fonction de déclin ajustée. La méthode d'Arps est toujours utilisée en raison de sa simplicité et, comme il s'agit d'une méthode empirique, elle n'a pas besoin de paramètres de réservoir ou de puits.

**Fetkovich - Courbes Types :** Les courbes de déclin de Fetkovich[2] ont été publiées en 1980 pour analyser les puits de pétrole produisant à une pression de fond constante. Il a combiné les solutions analytiques de la période early time (transitoire) avec les équations d'Arp pour les solutions permanent de la période (later time )

**Carter:** Les courbes type de Carter [3] ont été développées en 1985 pour les puits de gaz produisant à pression de fond constante afin de combler le fossé qui existait avec les courbes de

déclin de Fetkovich. Carter a utilisé une variable  $\lambda$ , qui reflète l'ampleur de la diminution de pression. La courbe  $\lambda=1,0$  suppose un effet de diminution de pression négligeable et correspond à la courbe  $b=0$  des courbes de déclin des liquides de Fetkovich, représentant un système liquide à déclin exponentiel. Les courbes avec  $\lambda=0,75$  et  $0,55$  sont destinées aux puits de gaz subissant une moyenne et une forte diminution de pression. Ces courbes de type sont plus adaptées pour estimer les réserves des puits de gaz.

**Palacio et Blasingame :** Les courbes types de Palacio et Blasingame [4] publiées en 1993, représentent une technique novatrice pour convertir les données de production des puits de gaz en données équivalentes à un débit liquide constant. Ils ont également établi une relation claire entre les courbes de déclin précédemment discutées.

Cependant, vu l'importance des données que nous traitons, la recherche des méthodes plus précises, plus flexibles et applicables à divers types de réservoirs, sans perte de précision de calcul est toujours un projet en cours.

### II.3. Les équations d'Arps

Arps a dérivé trois types de déclin de la production par la relation débit-temps, les réserves récupérables ultimes doivent être estimées en supposant que les conditions de production resteront inchangées à l'avenir, et une pression de fond constante.

Equation de déclin générale:

$$q = \frac{q_i}{(1 + bD_i t)^{\frac{1}{b}}} \quad (2.1)$$

lorsque :

$b=0$ : Déclin Exponentiel

$b = 1$  : Déclin harmonique

$0 < b < 1$  : Déclin hyperbolique

On va d'abord introduire le concept du déclin de débit. Il s'agit du changement de débit par unité de temps, noté souvent  $D$ , comme le montre l'équation Equation suivante :

$$D = - \frac{\Delta q / q}{\Delta t} \quad (2.2)$$

### II.3.1. Déclin Exponentiel

La décroissance exponentielle est une forme particulière de la décroissance hyperbolique lorsque  $b = 0$ , C'est le déclin le plus rapide, la relation débit-temps est la suivante :

$$q = q_i e^{-Dt} \quad (2.3)$$

Où :

$q$  : Le débit à un temps donné  $t$ .

$q_i$  : Le débit initial.

$D$  : Le taux de déclin.

La relation débit-production cumulée est :

$$Q = \int_0^t q dt = \int_0^t q_i e^{-Dt} dt = \frac{q_i - q}{D} \quad (2.4)$$

Sur le tracé semi-logarithmique, la fonction  $l(q) = f(t)$  est une ligne droite, c'est-à-dire que  $D$  est une constante. Sur le graphique cartésien, le débit et la production cumulée sont également représentés par une ligne droite. En raison de la relation linéaire simple, il est facile d'identifier et d'utiliser la loi de décroissance exponentielle.

Le débit de déclin est utilisé pour déterminer le fluide produit ultime dans le cas d'un déclin exponentiel. Le débit initial  $q_f$  au moment de  $t_f$  est déterminé par :

$$q_f = q_i e^{-Dt_f} \quad (2.5)$$

Soit  $q_{ab}$  le débit au moment de l'abandon  $t_{ab}$ . Sur la base de l'équation, la production cumulée entre les instants  $t_f$  et  $t_{ab}$  peut être obtenue par la formule suivante :

$$Q_f = \frac{q_f - q_{ab}}{D} \quad (2.6)$$

Par conséquent, le volume récupérable ultime est :

$$EUR = N_p + Q_f = N_p + \frac{q_f - q_{ab}}{D} \quad (2.7)$$

Sur la base de l'équation ci-dessus, le temps de production jusqu'à l'abandon peut également être estimé comme suit :

$$\Delta t = t_{ab} - t_f = \frac{1}{D} \ln \frac{q_f}{q_{ab}} \quad (2.8)$$

### II.3.2. Déclin Hyperbolique

Dans ce type de déclin, Arps a introduit un exposant  $b$  qui a pour but de décrire la façon du déclin, quand  $b$  est petit ; le déclin sera plus rapide. C'est-à-dire  $b=0$  correspond à un déclin exponentiel et  $b=1$  correspond à un déclin harmonique. la fonction  $l(q) = f(t)$  n'est plus une ligne droite sur le graphique semi-logarithmique ; c'est-à-dire que  $D$  est une variable, comme le montre la figure suivante.

La relation débit-temps s'écrit comme suit :

$$q = \frac{q_i}{(1 + bD_i t)^{\frac{1}{b}}} \quad (b \text{ est constante, } 0 < b < 1) \quad (2.9)$$

Le cumule de production est obtenu en intégrant relation débit-temps :

$$Q = \int_0^t q \, dt = \int_0^t \frac{q_i}{(1 + bD_i t)^{\frac{1}{b}}} \, dt \quad (2.10)$$

De ce fait, en intégrant l'équation (II.9) on trouve :

$$Q = \frac{q_i}{D_i(b-1)} (1 + bD_i t)^{1-\frac{1}{b}} \quad (2.11)$$

En substituant les limites de l'intégration,  $t_0$  et  $t$ , quand  $t_0 = 0$  :

$$\begin{aligned} \int_0^t \frac{q_i}{(1 + bD_i t)^{\frac{1}{b}}} dt &= \frac{q_i}{D_i(b-1)} \left[ \frac{1}{(1 + bD_i t)^{1/b-1}} - 1 \right] \\ &= \frac{q_i}{D_i(1-b)} \left[ 1 - \frac{1}{(1 + bD_i t)^{1/b-1}} \right] \end{aligned} \quad (2.12)$$

Nous allons réarranger l'équation du déclin hyperbolique, la substitué dans le dernier résultat, nous obtenons :

$$\int_0^t \frac{q_i}{(1 + bD_i t)^{\frac{1}{b}}} dt = \frac{q_i}{D_i(b-1)} \left[ 1 - \left( \frac{q}{q_i} \right)^{1-b} \right] \quad (2.13)$$

Le taux de déclin est utilisé pour calculer le fluide produit ultime dans le cas d'un déclin hyperbolique. Le débit initial et le débit au moment de l'abandon sont prédits comme suit :

$$q_f = \frac{q_i}{(1 + bD_i t_f)^{\frac{1}{b}}} \quad (2.14)$$

$$q_{ab} = \frac{q_i}{(1 + bD_i t_{ab})^{\frac{1}{b}}} \quad (2.15)$$

Lorsque  $t_0 = t_f$  et  $t = t_{ab}$ , la production cumulée  $Q_f$  de la période de prévision peut être dérivée de la formule suivante :

$$Q_f = \int_{t_f}^{t_{ab}} \frac{q_i}{(1 + bD_i t)^{\frac{1}{b}}} dt = \frac{q_i}{(b-1)D_i} \left[ \frac{q_i}{(1 + bD_i t_{ab})^{\frac{1}{b-1}}} - \frac{q_i}{(1 + bD_i t_f)^{\frac{1}{b-1}}} \right] \quad (2.16)$$

On trouve :

$$\int_{t_f}^{t_{ab}} \frac{q_i}{(1 + bD_i t)^{\frac{1}{b}}} dt = \frac{q_i^b}{(1-b)D_i} [q_f^{1-b} - q_{ab}^{1-b}] \quad (2.17)$$

Le volume récupérable ultime est de :

$$EUR = N_p + Q_f = N_p + \frac{q_i^b}{(1-b)D_i} [q_f^{1-b} - q_{ab}^{1-b}] \quad (2.18)$$

Et encore, le temps de production quand nous atteignons l'abondant :

$$\Delta t = t_{ab} - t_f = \frac{\left(\frac{q_i}{q_{ab}}\right)^b - \left(\frac{q_i}{q_f}\right)^b}{bD_i} \quad (2.19)$$

### II.3.3. Déclin Harmonique

La décroissance harmonique est la forme particulière de la décroissance hyperbolique. Lorsque,  $b = 1$  correspond à la décroissance harmonique :

$$q = \frac{q_i}{(1 + D_i t)} \quad (2.20)$$

De la même manière en l'intégrant :

$$Q = \int_{t_0}^t \frac{q_i}{(1 + D_i t)} dt \quad (2.21)$$

Les limites d'intégration  $t_0$  et  $t$  sont substituées ce que nous avons trouvé :

$$\int_{t_0}^t \frac{q_i}{(1 + D_i t)} dt = \frac{q_i}{D_i} \ln \left( \frac{1 + D_i t}{1 + D_i t_0} \right) \quad (2.22)$$

Lorsque  $t_0 = 0$ , la relation cumule-temps peut être dérivée comme suit :

$$Q = \frac{q_i}{D_i} \ln \frac{q_i}{q} \quad (2.23)$$

On sait d'après les équations que l'inverse du débit du déclin harmonique  $\frac{1}{q_t}$  est linéaire, et que la production cumulée  $Q$  est également linéaire.

Le débit de déclin est utilisé pour déterminer le fluide produit ultime dans le cas d'un déclin harmonique. Le débit initial et le débit au moment de l'abandon sont prédits comme suit :

$$q_f = \frac{q_i}{(1 + D_i t_f)} \quad (2.24)$$

$$q_{ab} = \frac{q_i}{(1 + D_i t_{ab})} \quad (2.25)$$

Lorsque  $t_0 = t_f$  et  $t_0 = t_{ab}$ , la production cumulée  $Q_f$  est la suivante :

$$Q_f = \frac{q_i}{D_i} \ln \frac{q_f}{q_{ab}} \quad (2.26)$$

Le volume récupérable ultime est de :

$$EUR = N_p + Q_f = N_p + \frac{q_i}{D_i} \ln \frac{q_f}{q_{ab}} \quad (2.27)$$

Le temps de production jusqu'à l'abandon peut être estimé par :

$$\Delta t = t_{ab} - t_f = \frac{q_i}{D_i} \left( \frac{1}{q_{ab}} - \frac{1}{q_f} \right) \quad (2.28)$$

#### II.3.4. Comparaison entre les trois Déclins

Les relations entre le taux, la production cumulative et le temps de trois courbes de déclin sont indiquées dans le tableau. Avec les mêmes paramètres, les tendances des trois courbes de déclin sont présentées dans la figure.

On observe sur la figure que le déclin exponentiel est le plus rapide, mais que la production cumulée prévue est la plus faible, le déclin harmonique est le plus lent, mais la production cumulée prévue est la plus élevée, tandis que le déclin hyperbolique se situe entre les deux.

Tableau 2- 1 : Les Equations d'Arps

Type du déclin	L'exposant (b)	Le débit	Cummul de production
exponentiel	$b = 0$	$q_i e^{-Dt}$	$\frac{q_i - q}{D}$
hyperbolique	$0 < b < 1$	$\frac{q_i}{(1 + bD_i t)^{\frac{1}{b}}}$	$\frac{q_i}{D_i(b - 1)} \left[ 1 - \left( \frac{q}{q_i} \right)^{1-b} \right]$
harmonique	$b = 1$	$\frac{q_i}{(1 + D_i t)}$	$\frac{q_i}{D_i} \ln \frac{q_i}{q}$

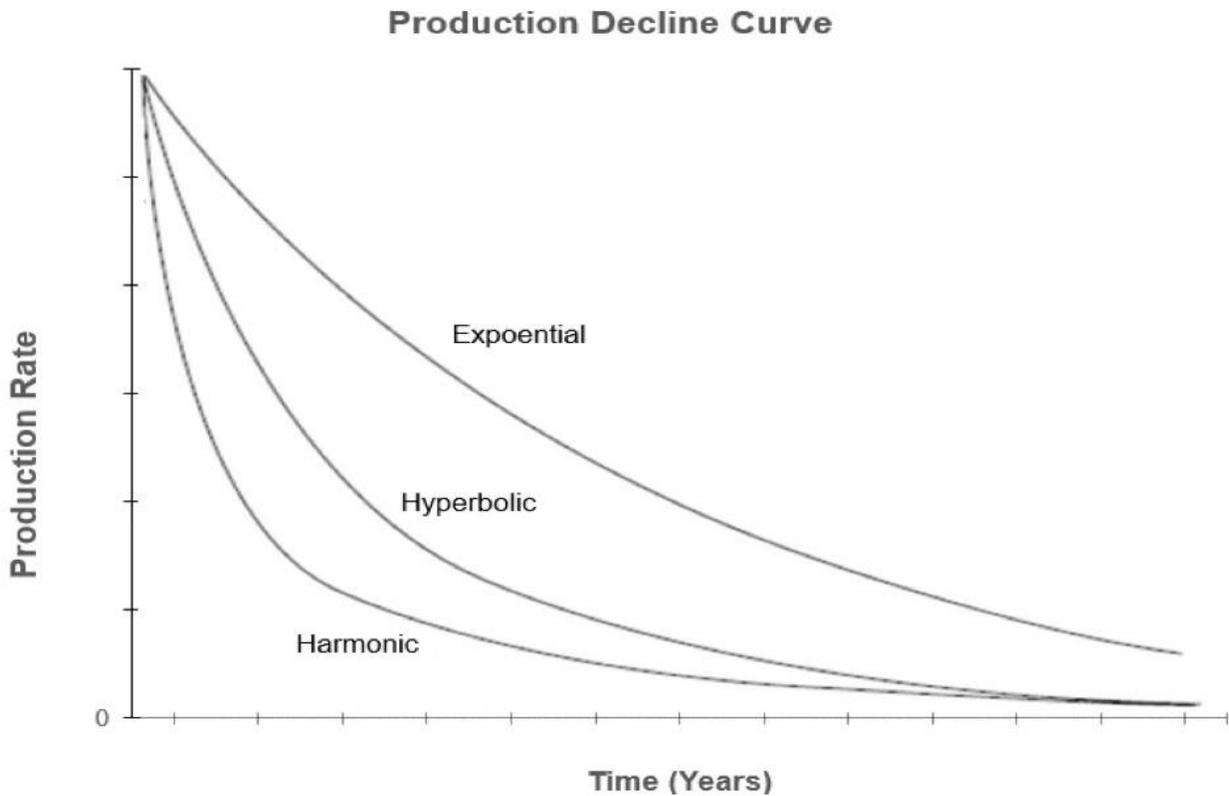


Figure 2- 1 : Formes de courbe de déclin d'Arps pour un trace cartésien débit-temp

#### II.4. Modèle de croissance logistique – LGM :

Le modèle de croissance logistique a été développé par Clark et al [5]. Il est proposé pour estimer les réserves des réservoirs présentant une perméabilité extrêmement faible. Il est dérivé de la famille de courbes hyperboliques et sa prédiction de la production cumulative prend la forme suivante :

$$f(t) = \frac{K}{1 + a e^{-rt}} \quad (2.30)$$

Le modèle LGM peut être représenté comme suit :

$$q(t) = \frac{Knb t^{n-1}}{(a + t^n)^2} \quad (2.31)$$

Où  $q(t)$  : est le débit en fonction de temps.

K : est la capacité de charge.

n : est l'exposant hyperbolique.

a : est un constant .

t : est le temps .

L'équation du modèle de croissance logistique contient un terme appelé capacité de charge 'K' ou les réserves récupérables qui sont déjà connus à l'avance, généralement par des calculs volumétriques. Cependant, 'K' peut également être un paramètre d'ajustement. Cette capacité de charge représente la taille maximale à laquelle une population peut croître, à partir de laquelle la taille de la population se stabilisera. Le modèle LGM se prouve à être très efficace pour l'étude de déclin dans les réservoirs à très faibles perméabilité et très flexible et confident à la modélisation des performances de production.

## II.5. Loi de puissance exponentielle - PLE :

La loi de puissance exponentielle a été initialement introduite par Ilk et al[6]. (2008) pour prévoir la production dans les réservoirs de schiste. Il approxime le déclin observé dans la production des puits de gaz de schiste par un déclin de loi de puissance. Ce modèle remplace les valeurs 'b' et 'Di' de l'équation d'Arps par les nouveaux paramètres  $D_1$ ,  $D_\infty$  et 'n' et son évolution dans le temps prend la forme suivante :

$$D = D_\infty + D_1 t^{n-1} \quad (2.32)$$

$$q = q_i \exp\left(-D_\infty t - \frac{D_1}{n} t^n\right) \quad (2.33)$$

Où :

$q_i$  : est le débit initial

$D_1$  : est le déclin initial.

$D_\infty$  : est le déclin à temps infini.

Ces équations mentionnées ci-dessus, combinées avec une relation de déclin hyperbolique du taux, peuvent être utilisées pour prédire les réserves dans les réservoirs de gaz compact. La loi de puissance mentionnée ci-dessus peut également être utilisée pour modéliser les écoulements transitoires, de transition ainsi que dominés par les limites.

## II.6. Modèle de déclin de production exponentiel étirée - SEPD :

Valko [7] (2009) a proposé ce modèle afin d'éviter l'arbitraire associé aux estimations de réserves à long terme du modèle hyperbolique. Contrairement à d'autres modèles, celui-ci repose sur des bases physiques et est régi par une équation différentielle définissante. Le taux de production diminue avec le temps selon la relation suivante :

$$q(t) = q_i \exp\left(-\frac{D_1}{n} t^n\right) \quad (2.34)$$

Où :

$q_i$  : est le débit initial

$D_1$  : est le déclin initiale .

Le modèle de déclin exponentiel étiré ressemble beaucoup au modèle de loi de puissance et peut être équivalent lorsque ' $D_\infty$ ' est égal à zéro. Cependant, le modèle de déclin exponentiel étiré diffère du modèle de loi de puissance, le modèle SEPD ne se base pas sur une interprétation unique des paramètres, mais utilise plutôt des fonctions gamma à deux paramètres (Valko, 2009). Cela est dû au fait qu'il n'existe pas un seul ensemble de paramètres, mais plutôt une somme de déclin exponentiels multiples. (Valko, 2010). Ces distributions peuvent s'étendre sur un certain nombre d'écart-types par rapport à la moyenne et avoir encore une probabilité d'occurrence.

Le principe de réaliser un modèle est d'ajuster ces coefficients en minimisant l'erreur quadratique entre la valeur prédite et la valeur observées. Différentes méthodes d'optimisation ont été mis en œuvre, on peut citer :

$$Erreur = \frac{\sum_{i=1}^n (q_{i_{obs}} - q_{i_{est}})^2}{n} \quad (2.35)$$

## II.7. Optimisation par la méthode Levenberg-Marquardt :

L'algorithme de Levenberg-Marquardt [8] (LM) permet d'obtenir une solution numérique au problème de minimisation d'une fonction, souvent non linéaire et dépendant de plusieurs variables. L'algorithme repose sur les méthodes derrière l'algorithme de Gauss-Newton et l'algorithme du gradient. Son application principale est la régression au travers de la méthode des moindres carrés, étant donné un certain nombre de paires de données  $(x_i, y_i)$ , on cherche le paramètre  $a$  de la fonction  $f\left(\frac{x}{a}\right)$  de sorte que la somme des carrés des déviations

La procédure de l'algorithme est itérative. On part d'un paramètre initial, que l'on suppose « assez proche » d'un minimum, et qui constituera le vecteur  $\mathbf{p}$  de départ. Dans beaucoup de cas, un paramètre de départ « standard », tel que  $\mathbf{p}^T = (1, 1, \dots, 1)$  fonctionnera sans problème. Dans certains cas, il n'y a convergence que si le vecteur de départ n'est pas trop éloigné de la solution.

À chaque itération, on remplace  $\mathbf{p}$  par une nouvelle estimation  $\mathbf{p} + \mathbf{q}$ . Afin de déterminer  $\mathbf{q}$ , les fonctions  $f_i(\mathbf{p} + \mathbf{q})$  sont approchées en étant linéarisées :

$$f_i(\mathbf{p} + \mathbf{q}) \approx f(\mathbf{p}) + J_{\mathbf{q}} \quad (2.36)$$

Où on a noté  $\mathbf{J}$  la jacobienne de  $f$  en  $\mathbf{p}$ .

À un minimum de la somme des carrés  $S$ , on a  $\nabla_{\mathbf{q}} S = 0$ . En dérivant le carré de l'expression de droite, qui s'annule donc, et en posant  $\mathbf{y} = f(\mathbf{p} + \mathbf{q})$ , on obtient :

$$(\mathbf{J}^T \mathbf{J}) \mathbf{q} = \mathbf{J}^T (\mathbf{y} - f(\mathbf{p})) \quad (2.37)$$

D'où l'on tire aisément  $\mathbf{q}$  en inversant  $\mathbf{J}^T \mathbf{J}$ .

Dans l'inversion matricielle, tout va dépendre du rapport entre la valeur propre la plus grande en norme, et la valeur propre la plus petite ; ce rapport, appelé conditionnement de matrice, va concrètement refléter la robustesse de l'algorithme face au bruit.

Le point essentiel de l'algorithme de Levenberg-Marquardt est d'approcher cette équation, en l'« amortissant » un peu. On parle alors de « chargement de la diagonale » afin de contourner le mauvais conditionnement le cas échéant, problème que l'on retrouve avec l'algorithme de Capon et que l'on peut résoudre par une décomposition en valeurs singulières :

$$(J^T J + \lambda \text{diag}(J^T J)) q \approx J^T (y - f(p)) \quad (2.38)$$

Le facteur d'amortissement positif  $\lambda$  est ajusté à chaque nouvelle itération. Si la diminution de  $S$  est rapide, on peut utiliser une valeur plus faible – ce qui rapproche l'algorithme de celui de Gauss-Newton. Si en revanche une itération est peu efficace, on peut augmenter  $\lambda$ , ce qui rapproche cette fois l'algorithme de celui du gradient. Un tel facteur d'amortissement est utilisé par exemple dans la régularisation de Tikhonov, utilisée pour résoudre certains problèmes linéaires.

Si on a effectué plus d'un certain nombre d'itérations, ou bien que l'on s'est approché suffisamment d'un minimum, la procédure se termine et renvoie le paramètre  $\mathbf{p}$  comme estimation de la solution.

De nombreux arguments, plus ou moins heuristiques, ont été proposés afin de déterminer le meilleur facteur d'amortissement  $\lambda$ . Des démonstrations théoriques montrent que certains choix garantissent une convergence locale – mais peuvent afficher une convergence faible près de l'optimum.

La valeur absolue de tout choix dépend de l'échelle du problème. Marquardt recommandait de commencer à partir de  $\lambda_0$  et avec un facteur  $\nu > 1$ . On pose alors au départ  $\lambda = \lambda_0$  et on calcule la somme des carrés des déviations  $S(\mathbf{p})$  après une itération, en utilisant le facteur d'amortissement  $\lambda = \lambda_0$ , puis en utilisant  $\lambda/\nu$ . Si les deux derniers renvoient un point moins bon (somme plus élevée) que le point de départ, alors on augmente  $\lambda$  en le multipliant par  $\nu$ , jusqu'à atteindre un point meilleur avec un nouveau facteur  $\lambda\nu^k$  pour un certain  $k$ .

Si l'utilisation du facteur  $\lambda/\nu$  donne une somme plus faible, alors il est pris comme nouvelle valeur de  $\lambda$  et l'algorithme continue. Si l'utilisation de  $\lambda/\nu$  donne une somme plus importante, mais que l'utilisation de  $\lambda$  donne une somme plus faible, alors  $\lambda$  est conservé.

## II.8. Les Algorithmes Génétiques

Un algorithme génétique est une méthode de résolution de problèmes d'optimisation, basée sur un processus de sélection naturelle. Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte. Dans un tel algorithme, une population de solutions est modifiée à plusieurs reprises. À chaque fois, l'algorithme sélectionne au hasard des individus dans la population et les utilise comme parents pour produire les enfants de la génération suivante. Au fil des générations successives, la population « évolue » vers une solution optimale

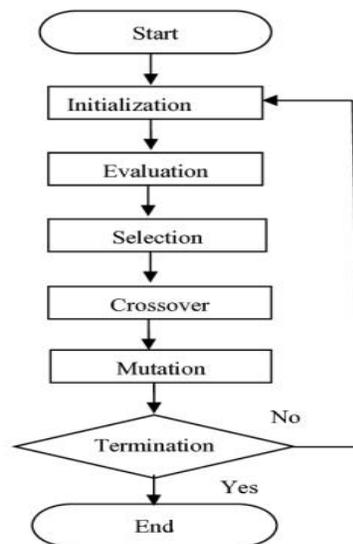


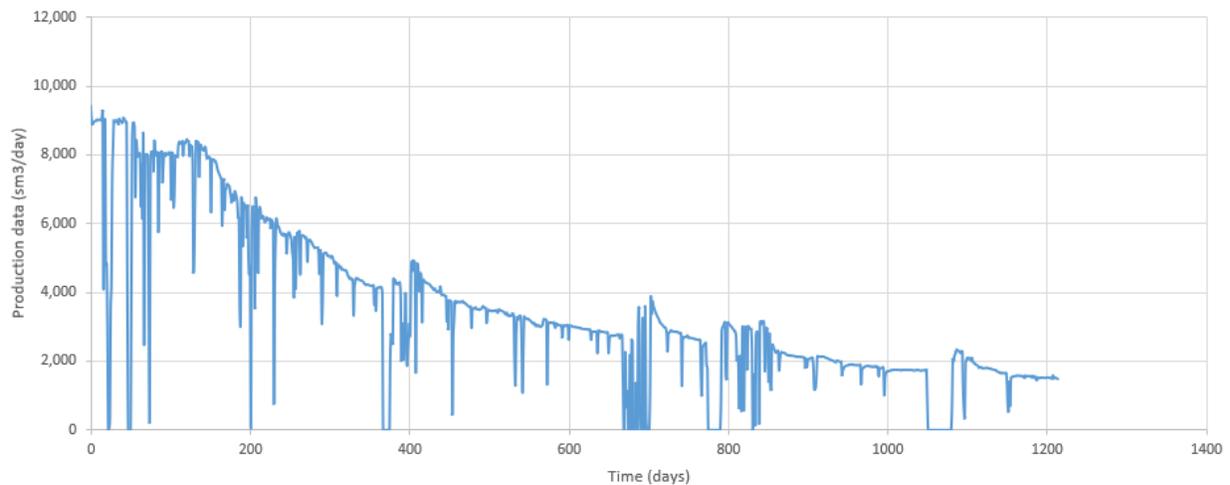
Figure 2- 2 : Procédure d'implémentation de l'algorithme génétique

## II.9. Applications :

Pour les besoins de ce travail nous avons utilisé les données de production de champs pétroliers volve qui est situé dans le Bloc 15/9, dans la partie sud de la mer du Nord norvégienne à une profondeur d'eau d'environ 80 mètres. La production d'huile a débuté en février 2008 en exploitant cinq puits producteurs.

### II.9.1. Traitement des données :

Nous avons identifié de nombreux outliers dans nos données, il peut être judicieux de les supprimer avant d'appliquer le modèle de déclin. Les outliers sont des valeurs qui se situent à une distance significative des autres observations et peuvent fausser les résultats d'analyse.



*Figure 2- 3 : débit de production en fonction de temps avant traitement*

Avant de supprimer les outliers, il est important de comprendre la raison de leur présence. Il est possible qu'ils résultent d'erreurs de mesure, de valeurs aberrantes ou de points de données réellement inhabituels. Il est donc recommandé d'examiner attentivement chaque outlier et d'évaluer s'il doit être supprimé ou si sa présence est justifiée.

Une fois les outliers supprimés, nous pouvons alors appliquer le modèle de déclin aux données restantes pour obtenir des prévisions plus fiables.

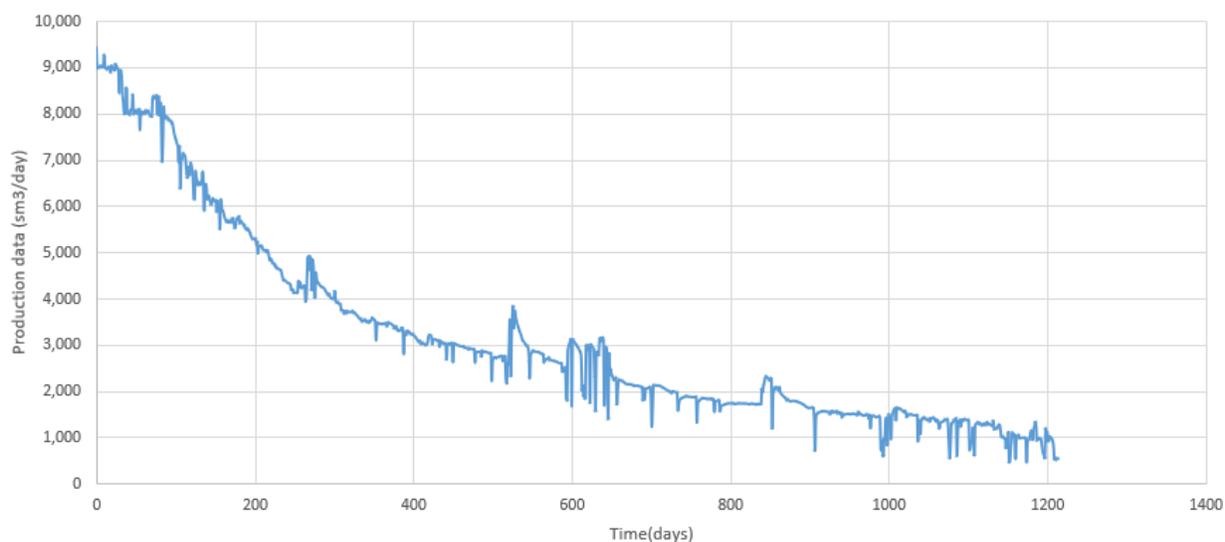


Figure 2- 4 : débit de production en fonction de temps après traitement

### II.9.2. Modèles classiques d'arps:

Afin de pouvoir optimiser notre travail, tous les algorithmes et outil mathématique cités dans tous les chapitres seront implémentés à l'aide du langage de programmation Python, Nous avons implémenter les trois variantes d'Arps: Hyperbolique, Exponentielle et Harmonique .

Nous avons ajusté les paramètres de chaque modèle afin de caler au mieux aux données réelles. Nous obtenons les Racine de l'écart quadratique moyen (RMSE) et le coefficient de détermination (R2) ce qui suit :

Tableau 2- 2 : RMSE et R2 pour les Equations d'Arps

Modèle	RMSE	R2
exponential	445.82	0.915
Hyperbolique	287.08	0.8715
harmonique	347.45	0.863

Les valeurs du Taux de déclin  $D_i$  et de la Caractéristique de base  $b$  en Déclin :

Tableau 2- 3 : Les paramètres des équations d'Arps

Type de déclin	Les paramètres d'ajustements	
	$D_i$	$b$
Hyperbolique	0.0037	0.6228
Exponentiel	0.002	0
Harmonique	0.0053	1

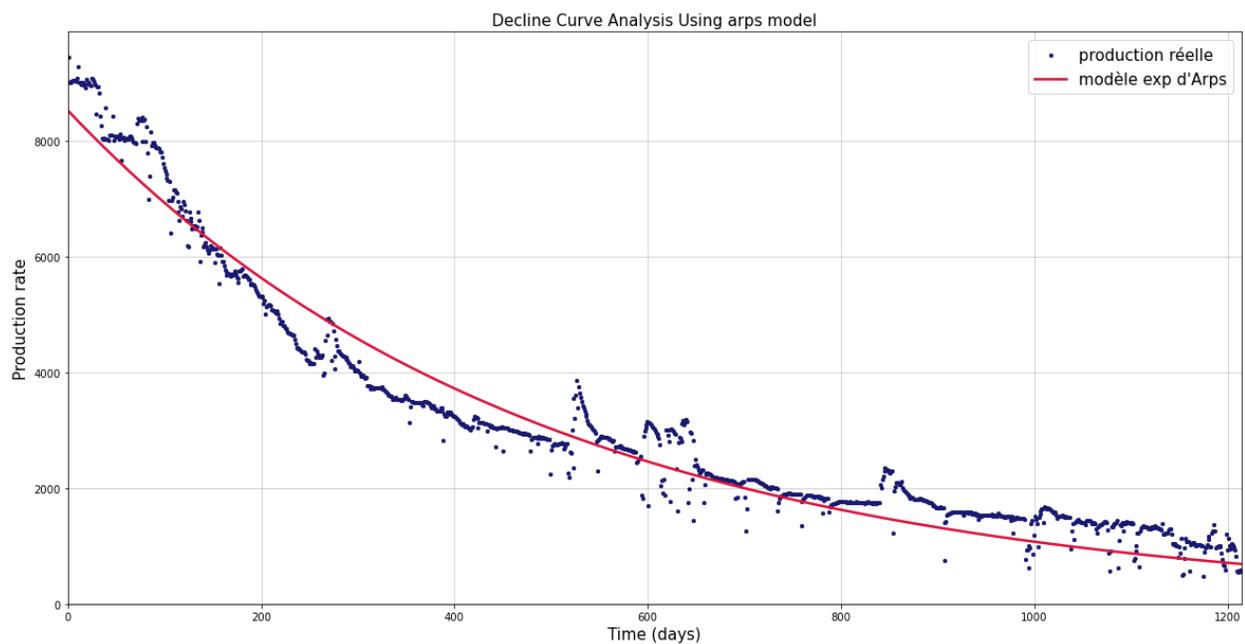


Figure 2- 5 : la courbe exponentielle d'arps

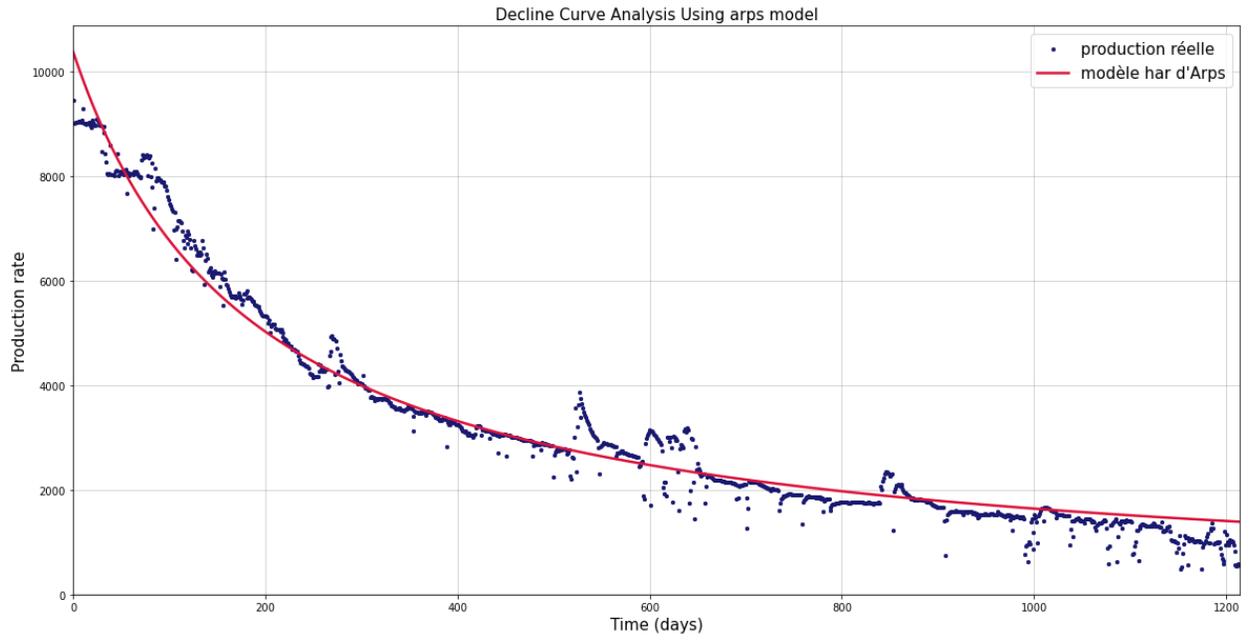


Figure 2- 6 : la courbe harmonique d'arps

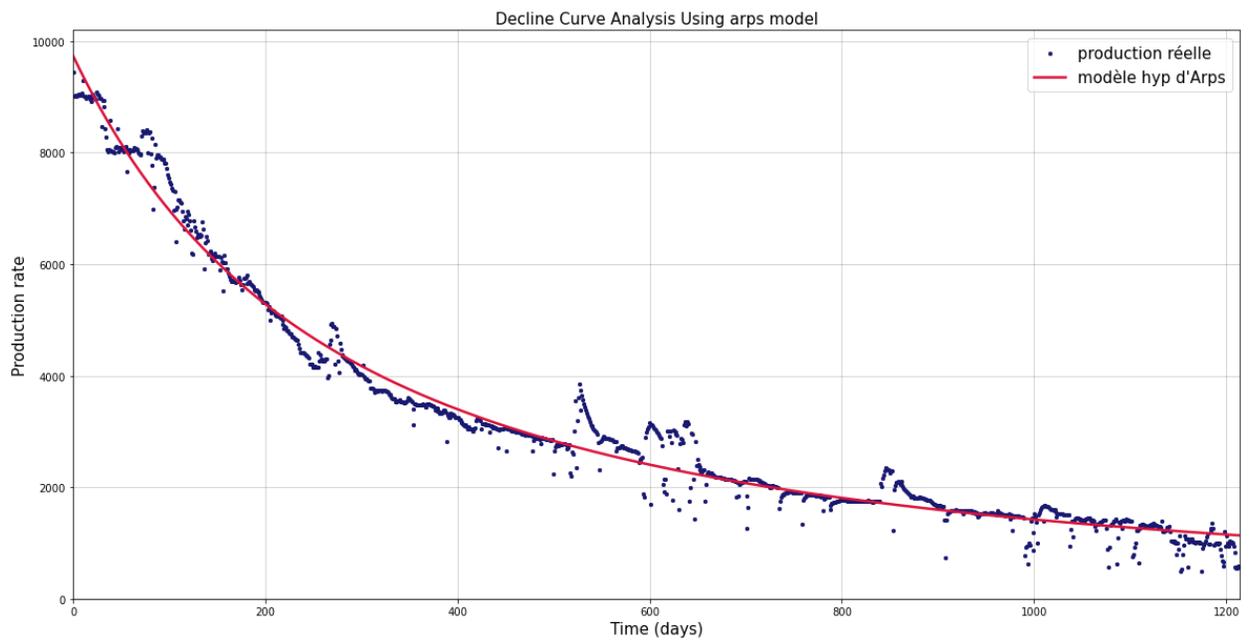


Figure 2- 7 : la courbe hyperbolique d'arps

## Observations

D'après résultats de l'analyse de déclin d'Arps , on trouve que les courbes de déclin générées par le modèle d'Arps correspondent généralement aux tendances de production réelle, ce qui indique que le modèle est capable de représenter le comportement du réservoir.

L'analyse de déclin d'Arps offre une approche pratique pour évaluer la performance d'un réservoir et prédire la production. Cependant, il est important de considérer les limitations et les hypothèses du modèle, ainsi que compléter l'analyse avec d'autres techniques pour obtenir une évaluation plus complète et précise du réservoir.

### II.9.3. Modèles évolutifs

Nous avons implémenté le modèle LGM, PLE et SEPD sur script Python.

#### Modèle de croissance logistique :

$$q(t) = \frac{Knb t^{n-1}}{(a + t^n)^2} \quad (2.35)$$

Les paramètres d'ajustements du Modèle LGM sont :

Tableau 2- 4 : Les paramètres d'ajustements du Modèle LGM

Les paramètres d'ajustements		
K - Capacité de charge	n - Exposant hyperbolique	a - Constante
3351509493	1.00	591.227

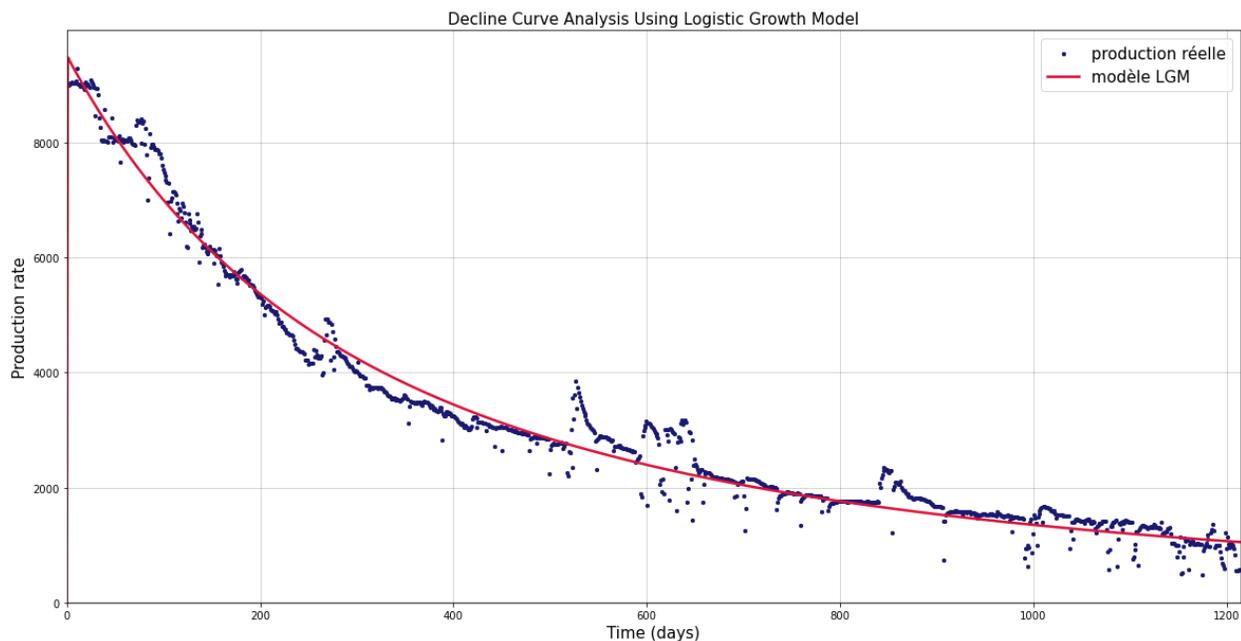


Figure 2- 8 : Modèle de croissance logistique ajusté pour les données de production

**Loi de puissance exponentielle :**

$$q = q_i \exp\left(-D_\infty t - \frac{D_1}{n} t^n\right) \quad (2.36)$$

Les paramètres d'ajustements du modèle PLE sont :

Tableau 2- 5 : Les paramètres d'ajustements du modèle PLE

Les paramètres d'ajustements		
$D_\infty$ - Déclin à temps infini	$n$ - Exposant hyperbolique	$D_1$ - Déclin initiale
4.453	0.999	0.854

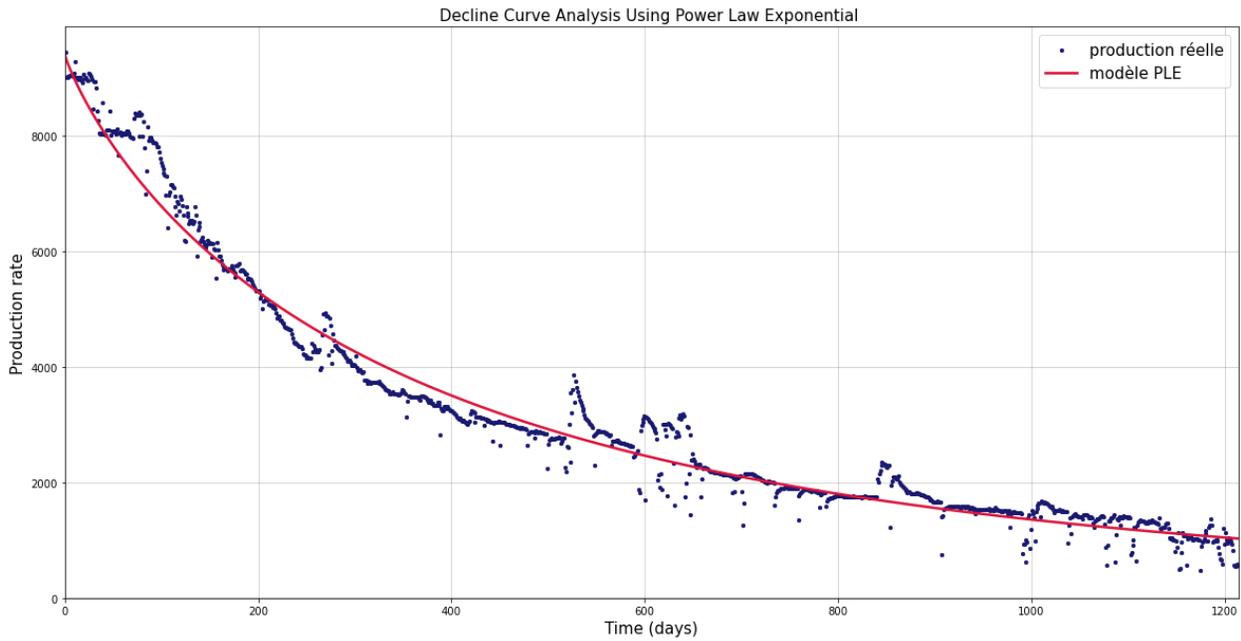


Figure 2- 9 : Modèle de Loi de puissance exponentielle ajusté pour les données de production .

**Modèle de déclin de production exponentiel étiré :**

$$q(t) = q_i \exp\left(-\frac{D_1}{n} t^n\right) \tag{2.37}$$

Les paramètres d'ajustements du modèle SEPD sont :

Tableau 2- 6 : Les paramètres d'ajustements du modèle SEPD

Les paramètres d'ajustements	
n - Exposant hyperbolique	$D_i$
0.691	0.011

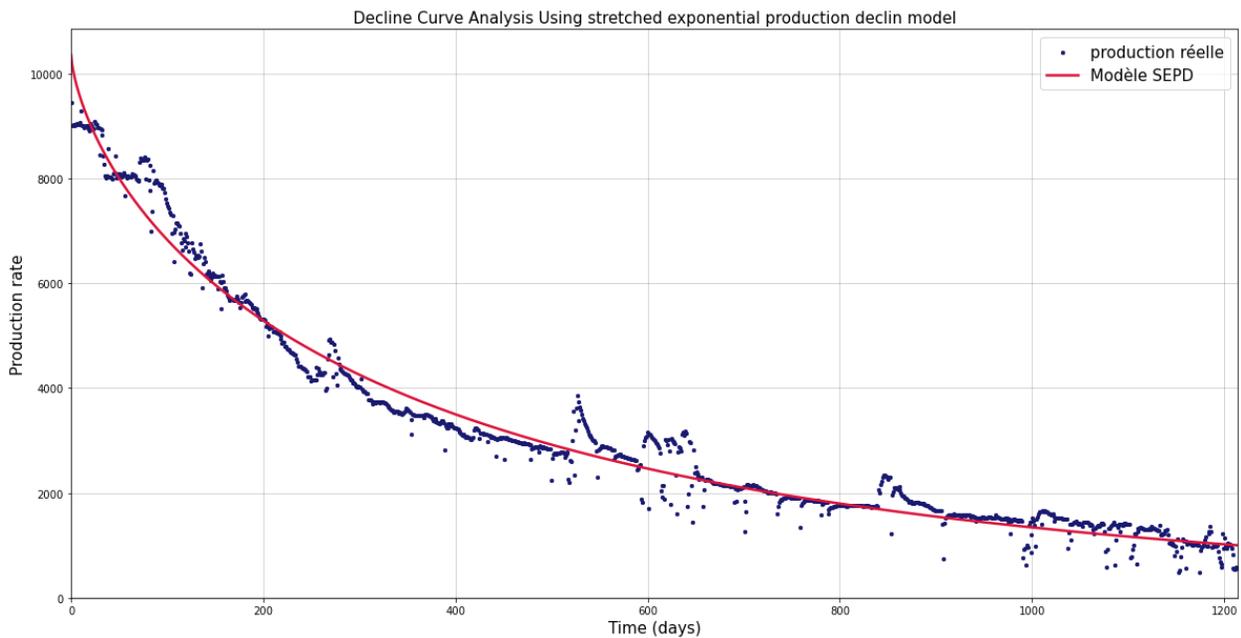


Figure 2- 10 : Modèle de déclin de production exponentiel étiré ajusté pour les données de production

Nous avons ajusté les paramètres de chaque modèle afin de caler au mieux aux données réelles. Nous obtenons les Racine de l'écart quadratique moyen (RMSE) et le coefficient de détermination (R2) ce qui suit :

Tableau 2- 7 : RMSE et R2 pour les modèles modernes

Modèle	RMSE	R2
LGM	400.084	0.964
PLE	317.435	0.977
SEPD	314.600	0.975

**Observations :**

Nous réalisons des résultats plus précis et qui approche mieux aux données réelles.

**II.10. Conclusion :**

Les modèles d'Arps, bien qu'ils aient été largement utilisés dans l'industrie depuis de nombreuses années en raison de leur simplicité et de leur fiabilité relative, présentent certaines limitations qui peuvent diminuer leur précision. Tandis que les modèles modernes fournissent des améliorations significatives pour établir une tendance plus précise aux données réelles et donc permettent faire des prédictions mieux adaptées afin d'améliorer la prise de décision dans le domaine de la gestion des ressources et de l'optimisation de la production.

## Chapitre III : Prédiction de la production par la méthode CRM

### III.1. Introduction:

Il est crucial d'avoir des modèles de réservoir simples pour la gestion et l'optimisation afin de maximiser la valeur économique future du réservoir. Les ingénieurs réservoir doivent être en mesure de modéliser et de prévoir les taux de production cumulés, les taux de production d'huile et la rentabilité de différentes stratégies de gestion.

Dans ce but, des modèles de production et économiques simples ont été adoptés, qui peuvent être utilisés avec un algorithme d'optimisation pour déterminer une stratégie d'injection optimale visant à maximiser la valeur actuelle nette de la récupération future en se basant sur les performances historiques du réservoir.

Le modèle qui résulte de ce travail est le modèle Capacitance Résistance Model - CRM, qui caractérise un réservoir en utilisant uniquement les données disponibles dans les puits. Il diffère considérablement des modèles de réservoir traditionnels, tels que la simulation, qui nécessitent une estimation des propriétés du réservoir pour chaque bloc de la grille.

Le CRM est une technique semi-analytique utilisée pour la caractérisation des réservoirs et l'optimisation de la production. Cette approche repose sur une régression non linéaire multi variable qui utilise les taux de production et d'injection comme signaux d'entrée et de sortie, ainsi que les pressions de fond si elles sont disponibles. Une estimation a priori des propriétés physiques du réservoir n'est pas nécessaire.

Le CRM caractérise la relation entre l'injecteur et le producteur et nécessite l'estimation de deux paramètres : les connectivités (ou gains) et les constantes de temps (time constants), afin de calibrer un modèle de bilan matière par rapport à un signal provenant du réservoir. Cela permet de convertir les signaux d'entrée (taux d'injection) en un signal de sortie (taux de production cumulé) de la même manière que le potentiel électrique est converti en tension ou en courant dans un circuit résistance-condensateur (RC). C'est pourquoi le modèle est appelé "Capacité-Résistance". En génie chimique, le CRM est analogue à un ou plusieurs modèles de stockage de réservoir, où le débit dans le réservoir est utilisé pour prédire le niveau de fluide à l'intérieur ainsi que le débit de sortie.

Le CRM a récemment été utilisé pour le développement de réservoirs et le contrôle de l'injection, dans le but principal de fournir des informations importantes sur la situation des champs matures pour guider les décisions de contrôle et d'optimisation de la production.

### III.2. Development du CRM:

Les paramètres, les connectivités et les constantes de temps du CRM sont évalués en fonction de l'historique d'injection et de production. Une fois les paramètres du modèle estimés, des prédictions de performance peuvent être faites avec les paramètres du modèle ajusté. À cet égard, le CRM peut également être considéré comme un outil d'analyse de régression multivariée non linéaire qui tient compte de la compressibilité et de l'écoulement de fluide dans le réservoir en fonction de la constante de temps (Yousef et al. 2006[9]). Contrairement à une approche de simulation numérique basée sur une grille, le CRM modélise le comportement de l'écoulement du réservoir en accord avec les interactions (connectivités) entre les paires de puits, qui est une mesure de la perméabilité du réservoir.

À certains égards, le CRM peut être interprété comme analogue à une approche simplifiée. La connectivité entre chaque couple injecteur-producteur est analogue au nombre relatif de lignes de courant d'un injecteur qui supportent un producteur. Les simulations simplifiées (Gupta, 2007[10]) ont acquis une popularité considérable en raison de leur vitesse de calcul rapide. Nous pensons que le CRM peut encore accélérer le temps d'étude global en fournissant des indices sur l'intégrité des données de débit, la connectivité injecteur-producteur et l'afflux de fluide.

À partir des données d'injection/production, Albertoni et Lake (2003) [11] ont utilisé une technique de régression multivariée linéaire avec des filtres de diffusivité pour prédire la production totale de fluide d'un puits en fonction des taux d'injection. Dans la continuité des travaux d'Albertoni (2002) [12], Gentil (2005) [13] a expliqué la signification physique des constantes d'analyse de régression multivariée en exprimant la constante de connectivité uniquement en fonction de la transmissibilité. Yousef et al. (2006) ont montré la capacité améliorée d'extraire les propriétés du réservoir à partir des données d'injection et de production en introduisant le modèle de capacité dans lequel le filtre de diffusivité est remplacé par une constante de temps. Le modèle de capacité prend en compte les effets de la compressibilité, du volume des pores et de l'indice de productivité dans la régression multivariée non linéaire en introduisant une constante de temps pour caractériser le délai du signal d'injection au niveau des producteurs. Par conséquent, les indices de connectivité et les constantes de temps peuvent représenter les propriétés du réservoir et du fluide entre les injecteurs et les producteurs.

Ce travail introduit des solutions analytiques pour l'équation de continuité, qui est l'équation différentielle fondamentale des CRM. Il existe des solutions basées sur deux projections différentes de la variation par étapes du débit d'injection (SVIR) et de la variation linéaire du débit d'injection (LVIR), en raison de la nature discrète des mesures du débit d'injection, et de trois volumes de contrôle de réservoir différents.

Les trois volumes de contrôle différents sont :

- 1) Volume de drainage de l'ensemble du champ, ou une représentation du réservoir du champ, CRMT.
- 2) Volume de drainage de chaque producteur, ou une représentation du réservoir de chaque producteur, CRMP.
- 3) Volume de drainage entre chaque couple injecteur/producteur, ou représentation réservoir du volume entre chaque couple injecteur/producteur, CRIMP.

SVIR, un changement par étapes du taux d'injection de  $I k - 1$  à  $I$

LVIR, un changement linéaire du taux d'injection entre deux mesures  $I k - 1$  à  $I k$ .

Dans les solutions analytiques pour les CRM, SVIR ou LVIR sont considérés avec les effets de la variation linéaire de la pression de fond (LVBHP) au niveau des producteurs entre des points de données consécutifs. De plus, en considérant une série de cuves entre chaque couple injecteur/producteur, les solutions CRM sont modifiées et des solutions analytiques CRM-Block basées sur la superposition dans le temps et dans l'espace sont développées.

### III.3. CRMT, unique cuve représentation d'un champ par le CRM :

Un réservoir peut être représenté comme un seul réservoir si un pseudo producteur et un pseudo injecteur, respectivement, représentent tous les producteurs et injecteurs dans le champ, comme illustré à la figure 3- 1.

Par conséquent, dans une représentation réservoir d'un champ par le CRM noté CRMT, ou dans un champ avec un seul producteur et un injecteur, le bilan matière conduit à l'équation suivante pour le taux de production de  $q(t)$  et le taux d'injection de  $i(t)$  :

$$c_t V_p \frac{dp}{dt} = w(t) - q(t) \quad (3.1)$$

Où :

$c_t$  : la compressibilité totale.

$V_p$  : le volume des pores.

$\bar{p}$  : la pression moyenne en volume.

$w(t)$  : le taux d'injection.

$q(t)$  : le taux de production total (Huile + eau).

Sur la base de la définition de l'indice de productivité  $J$  (Walsh et Lake 2003[14]), le taux de production total en volumes de réservoir,  $q(t)$ , est :

$$q(t) = J (\bar{p}(t) - p_{wf}(t)) \quad (3.2)$$

Où :

$p_{wf}(t)$  : la BHP du producteur

$J$  : l'indice de productivité IP.

En éliminant la pression moyenne du réservoir à partir des équations. 3.1 et 3.2, tel que présenté par Yousef (2006) [15], conduit à l'équation différentielle ordinaire fondamentale du premier ordre pour le CRM comme :

$$\tau \frac{dq}{dt} + q(t) = w(t) - \tau J \frac{dp_{wf}}{dt} \quad (3.3)$$

Où  $J$  est supposé constant et la constante de temps,  $\tau$ , est définie comme

$$\tau = \frac{c_t V_p}{J} \quad (3.3)$$

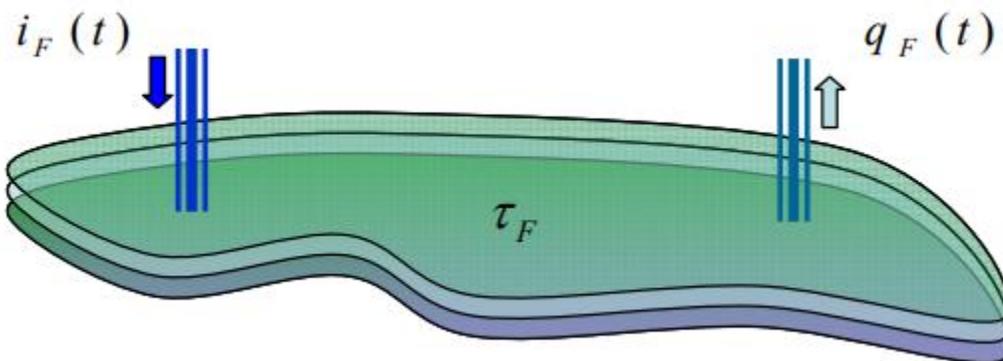


figure 3- 2 : Model CRMT- représentation schématique d'un champ avec un pseudo injecteur et un pseudo producteur

Pour représenter un champ ou un groupe de puits avec CRMT, tous les débits d'injection et de production doivent être additionnés et représentés par  $i_F(t)$  et  $q_F(t)$ . Par conséquent, la constante de temps,  $\tau$ , sera la constante de temps de champ,  $\tau_F$ , ce qui donne des propriétés moyennes de champ. La solution générale de l'Eq3.3 est le suivant :

$$q(t) = C e^{-\frac{t}{\tau}} + e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau}} \left[ \frac{1}{\tau} i(\xi) - J \frac{dp_{wf}}{d\xi} \right] d\xi \quad (3-5)$$

En appliquant une condition initiale à l'instant  $t_0$ , la constante C peut être évaluée comme

$$C = q(t_0) e^{\frac{t_0}{\tau}} \quad (3 - 6)$$

Par conséquent, la solution particulière pour Eq. 3.3, tel que présenté par Yousef et al. (2006), peut s'écrire

$$q(t) = q(t_0) e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} + e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} \frac{1}{\tau} e^{\frac{\xi}{\tau}} i(\xi) d\xi - e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} J e^{\frac{\xi}{\tau}} \frac{dp_{wf}}{d\xi} d\xi ; t > t_0 \quad (3.7)$$

Le signal de sortie,  $q(t)$ , est composé de trois éléments à droite de l'Eq.. Les changements de taux au niveau du producteur comprennent l'épuisement primaire, le signal d'entrée d'injection et le changement du BHP au niveau du producteur. Yousef et al. (2006) développe ce point en détail. Pour une meilleure compréhension de l'impact de la production primaire et secondaire sur le CRM. Si le taux d'injection est nul et que le BHP du producteur est maintenu constant, cette solution se simplifie en une solution de déclin exponentiel (voir Walsh et Lake, 2003 [16]) où la constante de temps sera le taux de décroissance.

En intégrant par parties, Eq.3.7 peut être écrit comme

$$q(t) = q(t_0) e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} + e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} \frac{1}{\tau} e^{\frac{\xi}{\tau}} i(\xi) dt - e^{-\frac{t}{\tau}} \left[ J e^{\frac{\xi}{\tau}} p_{wf}(\xi) \right]_{\xi=t_0}^{\xi=t} + e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} \frac{J}{\tau} e^{\frac{\xi}{\tau}} p_{wf}(\xi) d\xi \quad (3.8)$$

En supposant un indice de productivité constant, J, et une constante de temps,  $\tau$ , donne :

$$q(t) = q(t_0) e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} + \frac{1}{\tau} e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau}} i(\xi) d\xi - J \left[ p_{wf}(t) - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} p_{wf}(t_0) \right] + \frac{J}{\tau} e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau}} p_{wf}(\xi) d\xi \quad (3.9)$$

Yousef (2006) a discrétisé les intégrales dans l'équation. 39 sur l'ensemble de l'historique de production pour trouver les paramètres du modèle en considérant m discrétisations égales d'intervalle  $\Delta n$  comme

$$\begin{aligned}
q(t) = & q(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} + \frac{1}{\tau}e^{-\frac{t}{\tau}} \sum_{m=1}^n e^{\frac{m\Delta n}{\tau}} i(m)\Delta n \\
& - J \left[ p_{wf}(t) - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} p_{wf}(t_0) \right] + \frac{J}{\tau} e^{-\frac{t}{\tau}} \sum_{m=1}^n e^{\frac{m\Delta n}{\tau}} p_{wf}(m)\Delta n
\end{aligned} \tag{3.10}$$

L'intégrales dans Eq 3.9 Peuvent être évalués analytiquement pour toute injection consécutive et points de données BHP ; une solution analytique à la fin de chaque intervalle de temps peut être utilisée comme condition initiale pour l'intervalle de temps suivant. Par conséquent, par superposition dans le temps, nous pouvons évaluer analytiquement le taux de production à tout moment.

### III.3.1. Superposition CRMT dans la solution temporelle

Au lieu d'intégrer numériquement l'Eq3.9, on utilise la superposition en temps pour trouver une solution analytique. Nous commençons par l'éq3.7, la solution particulière de l'Eq3.3 Sur la base d'une variation supposée des débits d'injection entre deux points de données d'injection consécutifs, deux formes de solutions sont discutées :

- 1) SLVR, un changement progressif du taux d'injection de  $I(t_{k-1})$  à  $I(t_k)$ ,
- 2) LVIR, une variation linéaire du débit d'injection entre deux mesures  $i(t_{k-1})$  à  $i(t_k)$ .

Dans ces cas, le débit d'injection fixe est représenté par  $I(t)$  et le débit d'injection variable est  $i(t)$ . Pour les deux scénarios d'injection, pour CRMT dans cette section et pour CRMP et CRMIP dans d'autres sections, nous présentons la solution analytique finale par superposition dans le temps.

Pour améliorer la discrétisation en fonction d'intervalles de temps éventuellement variables entre les points de données nous commençons par l'éq3.9 et, en intégrant le deuxième terme par parties, réécrivons-le comme

$$\begin{aligned}
q(t) = & q(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} + e^{-\frac{t}{\tau}} \left[ e^{\frac{\xi}{\tau}} i(\xi) \right]_{\xi=t_0}^{\xi=t} - e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau}} \frac{di(\xi)}{d\xi} d\xi \\
& - e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} J e^{\frac{\xi}{\tau}} \frac{dp_{wf}}{d\xi} d\xi
\end{aligned} \tag{3.11}$$

Ou

$$\begin{aligned}
q(t) = & q(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} + \left[ i(t) - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} i(t_0) \right] - e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau}} \frac{di(\xi)}{d\xi} d\xi \\
& - e^{-\frac{t}{\tau}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} J e^{\frac{\xi}{\tau}} \frac{dp_{wf}}{d\xi} d\xi
\end{aligned} \tag{3.12}$$

Nous utilisons cette forme de solution et, sur la base de la nature discrète du taux d'injection et des données BHP du producteur, intégrons les deux derniers termes de l'équation 3.12 pour chaque intervalle de temps entre deux débits d'injection consécutifs et les points de données BHP du producteur. La dérivée du taux d'injection et le BHP du producteur par rapport au temps sont directement calculés pour deux points de données consécutifs.

Une forme simplifiée de la solution peut être obtenue si le débit d'injection et le BHP du producteur sont maintenus constants entre deux points de données consécutifs, les deux derniers termes de l'équation 3.12 seront nuls et aboutiront à la solution suivante :

$$q(t) = q(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} + I \left[ 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} \right] \quad (3.13)$$

Où  $I$  représente un débit d'injection fixe de l'instant  $t_0$  à  $t$ . Pour  $q(t_0) = 0$ , la réponse de production relative à un changement progressif du taux d'injection basé sur le temps sans dimension est comme dans la figure 3-3. Comme le montre cette figure la production atteint 50% de son taux ultime après  $t_D = t_{0D} + 0.69$ . Dans un circuit RC, le temps nécessaire pour que la tension du condensateur ou le courant de la résistance passe de 10 % à 90 % de la valeur finale est défini comme le temps de montée (Thompson, 2006 [9]) comme

$$\tau_R = 2.2\tau \quad (3.14)$$

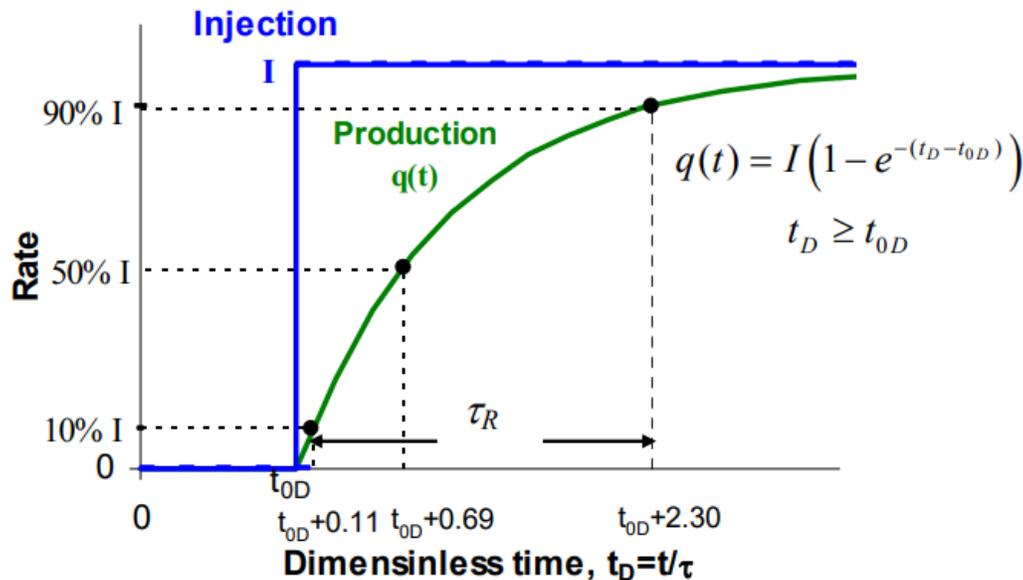


figure 3- 4 : Réponse de la production à un changement progressif du taux d'injection par rapport au temps sans dimension dans CRM.

Par conséquent, un signal d'injection peut être détecté chez un producteur si le signal d'injection a une amplitude et une durée suffisantes, et son impact sur la réponse du taux de production est considérablement supérieur à l'erreur de mesure du taux de production. A noter qu'à  $t_D=t_{0D}+3$  la cadence de production atteint 95% de sa valeur finale si la cadence d'injection est le seul support de la production.

### III.3.2. Solution CRMT pour Série de SVIR

Pour les séries de SVIR,  $i(\Delta t_k) = I^{(k)}$ , et LVBHP, comme le montrent les Fig4 et 5, si nous supposons un indice de productivité constant pendant l'intervalle de temps  $\Delta t_k$ , Eq. 3.12 peut être intégré du temps  $t_{k-1}$  au temps  $t_k$ , est écrit comme

$$q(t_k) = q(t_{k-1})e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} + \left(1 - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)}\right) \left[ I^{(k)} - J\tau \frac{\Delta p_{wf}^{(k)}}{\Delta t_i} \right] \quad (3.15)$$

Éq3.15 est dérivé pour un intervalle de temps de taux d'injection constant  $dI^{(k)}$ . Par conséquent, pour les séries chronologiques de SVIR, comme illustré à la figure 3-5 et LVBHP, figure 3-6, nous pouvons estimer le taux de production total à la fin de chaque intervalle de temps,  $\Delta t_{k-1}$ , et l'utiliser comme taux de production initial pour l'intervalle de temps suivant,  $\Delta t_k$ .

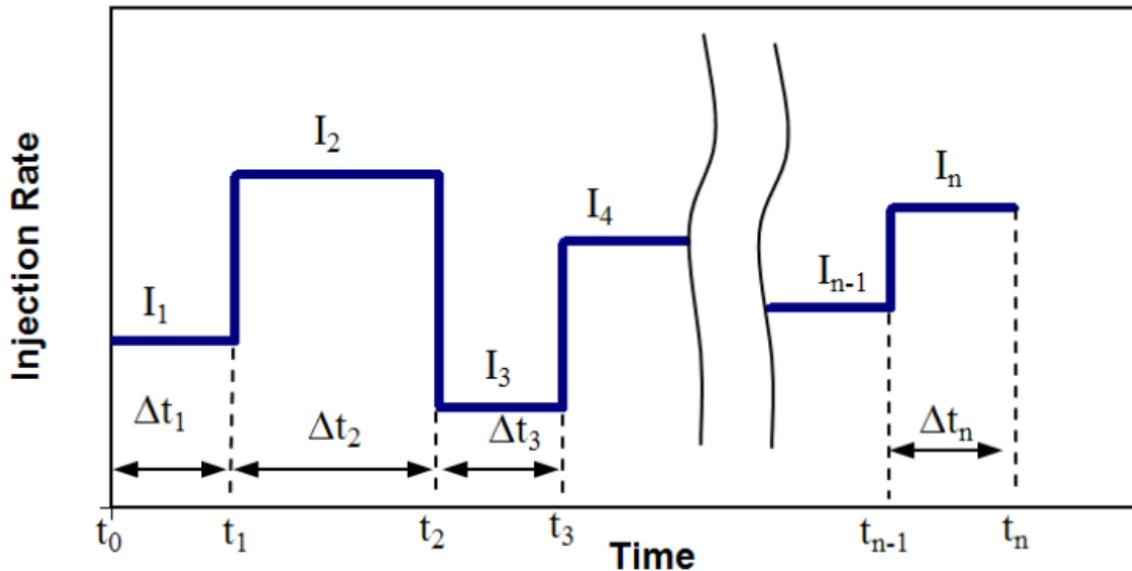


figure 3-7 : Changement progressif du programme de taux d'injection du temps  $t_0$  au temps  $t_n$ .

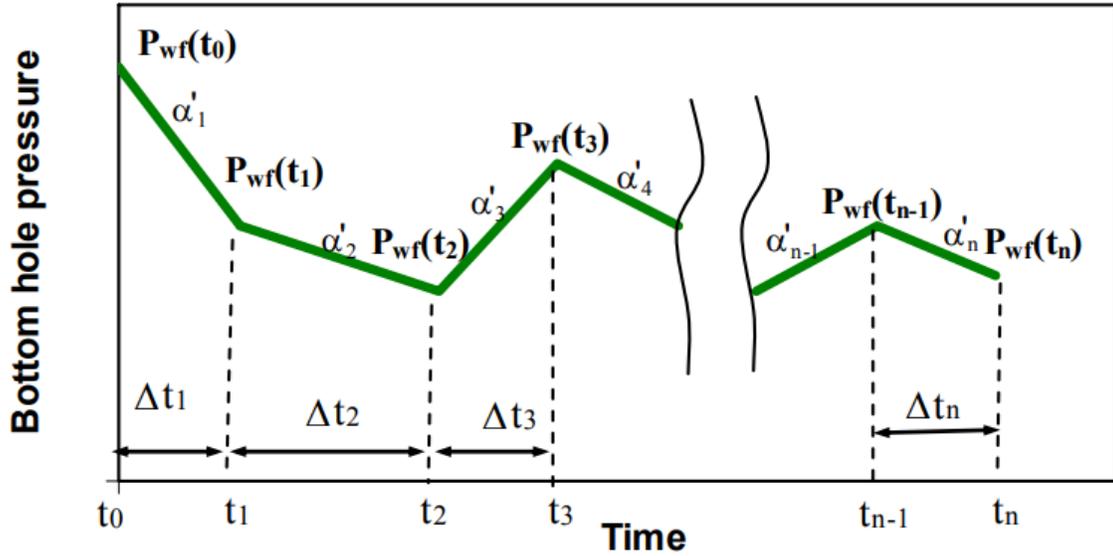


figure 3- 8 : Calendrier de changement de pression de fond de trou du producteur linéaire par morceaux du temps  $t_0$  au temps  $t_n$ .

Par conséquent, à partir de l'éq. 3.15 on peut écrire à la fin de l'intervalle de temps  $\Delta t_n$  :

$$q(t_n) = q(t_{n-1})e^{-\left(\frac{\Delta t_n}{\tau}\right)} + \left(1 - e^{-\left(\frac{\Delta t_n}{\tau}\right)}\right) \left[ I^{(n)} - J\tau \frac{\Delta p_{wf}^{(n)}}{\Delta t_i} \right] \quad (3.16)$$

Remplacer  $q(t_{n-1})$  de la solution d'intervalle de temps précédente et répéter ce processus pour tous les intervalles de temps de  $t_0$  à  $t_n$  donne la superposition en temps solution :

$$q(t_n) = q(t_0)e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau}\right)} + \sum_{k=1}^n \left\{ \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau}}\right) \left[ I^{(k)} - J\tau \frac{\Delta p_{wf}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] e^{-\left(\frac{t_n-t_k}{\tau}\right)} \right\} \quad (3.17)$$

Éq. 3.17 est la solution générale pour un modèle d'injecteur et un modèle de producteur dans lequel les variations de débit d'injection sont pas à pas et les variations de BHP du producteur sont linéaires entre chaque point de données consécutif, comme le montrent les figure 3- 3 et figure 3- 9, respectivement.  $\Delta t_k$  dans l'éq. 3.17 est la différence entre  $t_k$  et  $t_{k-1}$ , et  $q(t_0)$  est le taux de production total à la fin de la récupération primaire. La figure 3- 5 montre la réponse de production du CRMT, basée sur l'Eq.3.17, à six intervalles de SVIR pour trois constantes de temps différentes de 10, 20 et 50 jours tandis que le BHP du producteur est maintenu constant.

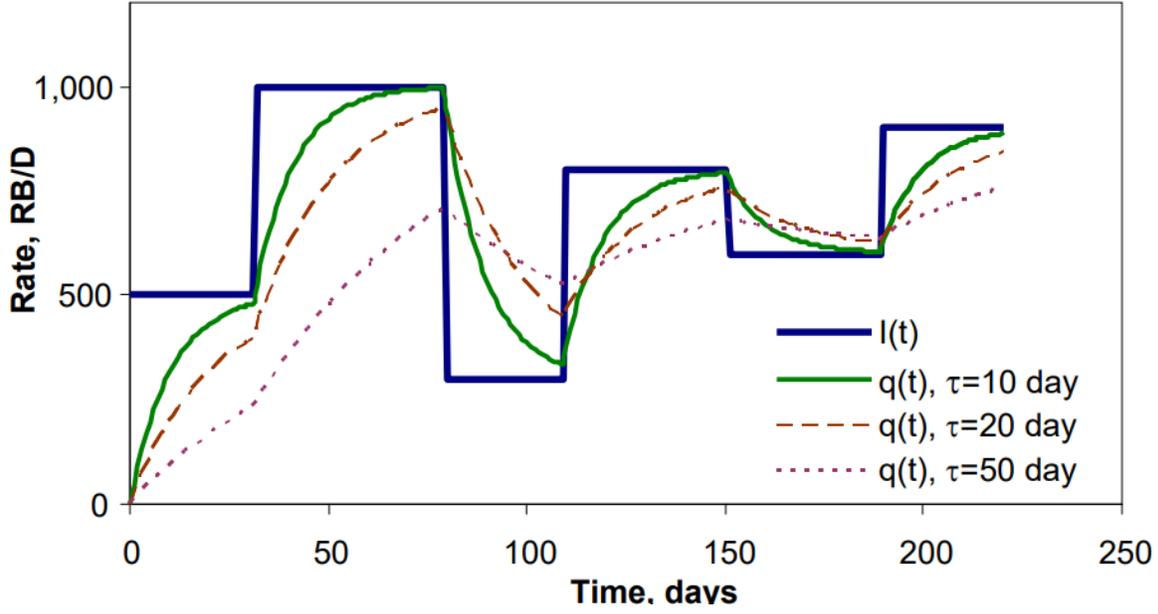


figure 3- 10 : Estimation du taux de production du CRM pour un cas synthétique d'un injecteur et un producteur avec six changements de taux d'injection par étapes pour constantes de temps de 10, 20 et 50 jours.

### III.3.3. Solutions CRMT pour les séries de LVIR

Si nous supposons un LVIR, ainsi que LVBHP, entre deux points de données consécutifs comme montré dans les figure 3- 6 et figure 3- 11, et supposons un indice de productivité constant pendant la période intervalle.

$\Delta t_k = t_k - t_{k-1}$ , Éq. 3.13 peut être intégré du temps  $t_{k-1}$  au temps  $t_k$  comme

$$\begin{aligned}
 q(t_k) &= q(t_{k-1})e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} + \left[ i(t_k) - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} i(t_{k-1}) \right] \\
 &\quad - \left( \frac{i(t_k) - i(t_{k-1})}{t_k - t_{k-1}} \right) e^{-\frac{t_k}{\tau}} \int_{\xi=t_{k-1}}^{\xi=t_k} e^{\frac{\xi}{\tau}} d\xi - J \left( \frac{p_{wf}(t_k) - p_{wf}(t_{k-1})}{t_k - t_{k-1}} \right) e^{-\frac{t_k}{\tau}} \int_{\xi=t_{k-1}}^{\xi=t_k} e^{\frac{\xi}{\tau}} d\xi
 \end{aligned} \tag{3.18}$$

En réarrangeant l'Eq. 3.18, le taux de production au temps  $t_k$  peut être écrit comme :

$$\begin{aligned}
 q(t_k) &= q(t_{k-1})e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} + \left[ i(t_k) - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} i(t_{k-1}) \right] \\
 &\quad - \tau \left( 1 - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} \right) \left[ \left( \frac{i(t_k) - i(t_{k-1})}{t_k - t_{k-1}} \right) + J \left( \frac{p_{wf}(t_k) - p_{wf}(t_{k-1})}{t_k - t_{k-1}} \right) \right]
 \end{aligned} \tag{3.19}$$

Ou

$$q(t_k) = q(t_{k-1})e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} + \left[ i(t_k) - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} i(t_{k-1}) \right] - \tau \left( 1 - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau}\right)} \right) [\alpha_k + J\alpha'_k] \quad (3.20)$$

Où  $\alpha_k$  et  $\alpha'_k$  sont connus et égaux à la pente entre deux débits d'injection consécutifs et les points de données BHP du producteur pour tout intervalle de temps de  $\Delta t_k$  respectivement.

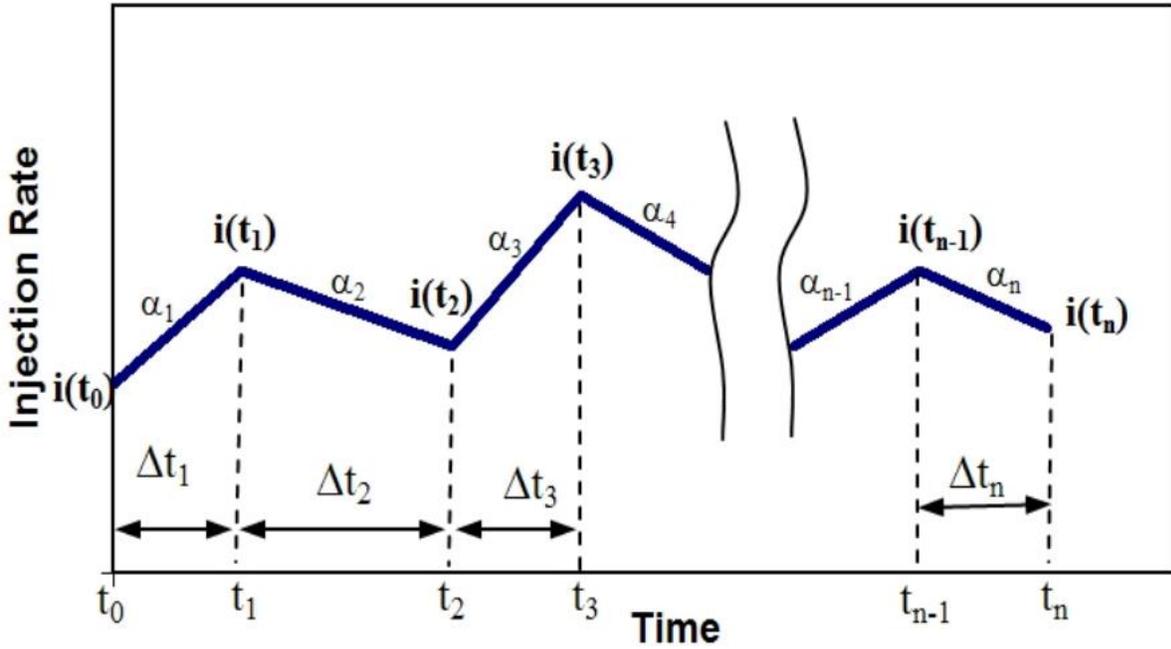


figure 3- 12 : Variation linéaire du taux d'injection entre les points de données du temps  $t_0$  au temps  $t_n$

L'équation 3.19 est développée pour un seul intervalle de temps,  $\Delta t_k$ , de LVIR et LVBHP. Pour une série de LVIR et LVBHP comme indiqué sur les figure 3- 6 et figure 3- 13 et une constante  $\tau$ , Eq3.9 estime le taux de production total à la fin de tout intervalle de temps,  $\Delta t_k$ . Ce le taux de production est la valeur initiale pour l'intervalle de temps suivant,  $\Delta t_{k+1}$ . Par conséquent, à partir de l'éq3-19 on peut écrire à la fin de l'intervalle de temps  $\Delta t_n$  :

$$q(t_n) = q(t_0)e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau}\right)} + \left[ i(t_n) - e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau}\right)} i(t_0) \right] - \tau \sum_{k=1}^n \left\{ e^{-\left(\frac{t_n-t_k}{\tau}\right)} \left( 1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau}} \right) \left[ \frac{\Delta i^{(k)}}{\Delta t_k} + J \frac{\Delta p_{wf}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \right\} \quad (3.21)$$

Où  $t\Delta i^{(k)}$  et  $\Delta p_{WF}(K)$  représente une variation du débit d'injection et de la pression au fond du trou pour tout intervalle de temps de  $t_{k-1}$  à  $t_k$

Éq3.21 est la solution générale pour un cas d'un injecteur et d'un producteur dans lequel les deux les variations de débit d'injection et les variations de BHP du producteur sont supposées linéaires entre chaque point de données consécutif, comme illustré sur les figure 3- 6 et figure 3- 14

La figure 3- 7 montre la réponse de la production CRMT à six intervalles de LVIR pour trois constantes de temps différentes de 10, 20 et 50 jours.

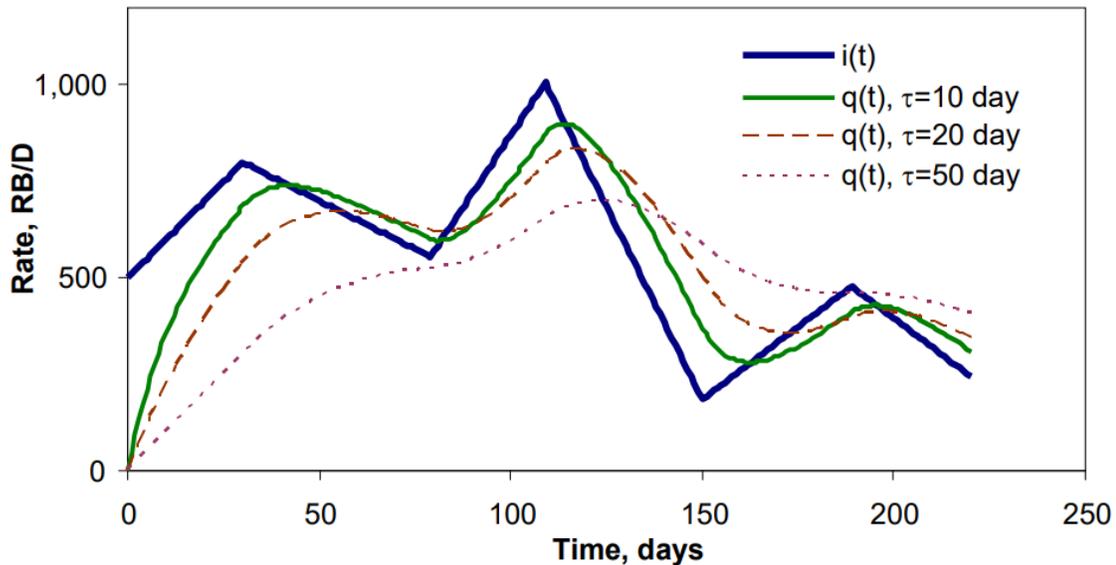


figure 3- 15 : Estimation du taux de production du CRM pour un cas synthétique d'un injecteur et un producteur avec six débits d'injection linéaires par morceaux change pour des constantes de temps de 10, 20 et 50 jours.

Comme les figure 3- 5 et figure 3- 7 montrent, une grande valeur de la constante de temps diminue la signal d'injection et, pour une très grande valeur de  $\tau$ , l'injection ne peut pas affecter le taux de production. En revanche, plus la constante de temps est petite, plus la sensibilité de la réponse de la production aux signaux d'injection, et plus le CRM est proche de la réponse de régression linéaire multivariée

### III.3.4. Application CRMT sur le terrain

Dans une représentation de réservoir pour un groupe de puits ou l'ensemble du champ, CRMT, Eqs. 3.17 et 3.21 peuvent être utilisés avec quelques modifications. S'il existe plus d'un producteur, la variation du BHP des puits individuels ne peut pas être prise en compte dans l'estimation du CRMT paramètres. Par conséquent dans les Éqs. Les termes de variation 3.17 et 3.21 BHP doivent être éliminés.

En revanche, si une partie de l'injection de champ est maintenue dans le réservoir on doit modifier le débit d'injection de champ d'un facteur  $f_F$ . Par conséquent, les équations CRMT pour tout intervalle de temps de  $\Delta t_k$  pour les changements progressifs des débits d'injection et en

considérant que seule une partie de l'injection de champ est maintenue dans le réservoir peut être écrit comme

$$q_F(t_k) = q_F(t_{k-1})e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_F}} + f_F I_F^{(k)} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_F}}\right) \quad (3.22)$$

Où l'indice F est utilisé pour représenter les paramètres de champ et  $f_F$  représente la fraction de l'injection de champ dirigée vers les producteurs en régime établi ( $\Delta t \rightarrow \infty$ ) ;  $f_F$  peut varier de zéro, une indication de non-contribution, une indication de pleine contribution des injecteurs dans la production sur le terrain.

S'il existe une autre source de soutien à côté des injecteurs, comme un afflux d'aquifère ( $e_w$ ), l'éq.3.22 doit être modifié pour préserver le bilan matière

$$q_F(t_k) = q_F(t_{k-1})e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_F}} + (e_w^{(k)} + f_F^{(k)} I_F^{(k)}) \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_F}}\right) \quad (3.23)$$

Où  $e_w$  indique le flux dans le réservoir à partir de toute autre source à côté de la source connue injecteurs. Même s'il n'y a pas d'estimation du montant du soutien provenant d'autres sources, un nouveau paramètre d'ajustement peut être ajouté pour tenir compte des sources de support inconnues. Éq.3.17 peut être modifié comme :

$$q_F(t_n) = q_F(t_0) \left(e^{-\frac{t_n-t_0}{\tau_F}}\right) + \sum_{k=1}^n \left[ (e_w^{(k)} + f_F^{(k)} I_F^{(k)}) e^{-\frac{t_n-t_k}{\tau_F}} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_F}}\right) \right] \quad (3.24)$$

Toutes les inconnues du modèle peuvent changer en fonction du temps, surtout en cas de changement majeur se produisant dans le réservoir, mais comme hypothèse simplificatrice, nous pouvons supposer que  $f_F$  et  $e_w$  sont les mêmes pour tous les intervalles de temps.

La constante de temps du champ,  $\tau_F$ , peut être modifiée en fonction du temps et fonction du nombre de producteurs actifs dans un réservoir. L'évolution du nombre de producteurs actifs se traduit par une augmentation ou une diminution de l'indice de productivité du réservoir dans le CRMT. Par conséquent, si de nouveaux producteurs sont ajoutés au sein d'un même compartiment réservoir, le champ, le taux de production augmente, mais la constante de temps du champ diminue du rapport de producteurs actifs aux producteurs précédemment actifs dans le domaine. En revanche, si certains des producteurs de champ sont arrêtés, le taux de production du champ diminuera mais la constante de temps du champ augmentera, ce qui se traduira par une période d'épuisement plus longue.

Pour deux intervalles de production avec un nombre différent de producteurs actifs, la constante de temps du champ ainsi que le taux de production au début du deuxième intervalle de temps devraient être modifiés en fonction du nombre de producteurs actifs comme

$$\tau_{F,nP} = \frac{m}{n} \tau_{F,mP} = \eta_{mn} \tau_{F,mP} \quad (3.25)$$

$$q_{F,nP}(t_0) = \frac{n}{m} q_{F,mP}(t) = \frac{1}{\eta_{mn}} q_{F,mP}(t) \quad (3.26)$$

Où, m et n sont le nombre de producteurs actifs dans le premier et le deuxième intervalle de temps, respectivement.  $\eta_{mn}$  est le facteur de modification de la constante de temps si le nombre de producteurs passe de m à n. Le taux de production seulement au début du deuxième intervalle est multiplié par  $1/\eta_{mn}$  pour tenir compte d'une augmentation ou du taux de production.

La figure 3- 8 montre un exemple simple de trois intervalles (d'un, deux et quatre actifs producteurs) dans un réservoir à volume poreux constant et l'impact du nombre de producteurs actifs, sur le taux de production total du champ. Le taux de production sur le terrain est doublé alors que la constante de temps du champ est réduite de moitié, déclin plus rapide, après le troisième et sixième mois de production puisque le nombre de producteurs actifs est doublé.

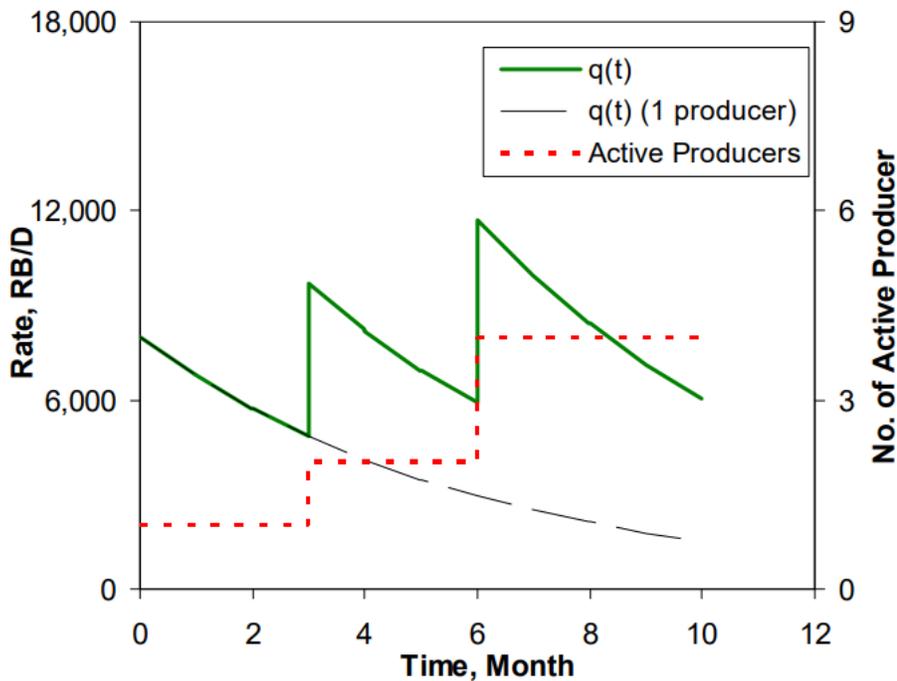


figure 3- 16 : Estimation du taux de production du CRMT pour un cas synthétique de trois intervalles d'un, deux et quatre producteurs actifs dans un réservoir

Pour un très grand nombre de producteurs actifs la constante de temps tend vers zéro et la

Production du champ atteint immédiatement sa valeur finale. La valeur finale de la production est le taux contrôlé soit par l'expansion du volume total du réservoir, en raison de l'épuisement, ou par le taux d'injection total du champ.

À titre d'exemple hypothétique simple, la figure 3- 9 montre six intervalles de constante du taux d'injection, les points de données de production observés ainsi que les taux de production estimés

à partir du CRM dans un système d'un injecteur et d'un producteur. Pour générer les données dans cet exemple, nous avons imposé une série de six taux d'injection fixes différents, une constante de temps fixe de trois jours, et une erreur aléatoire gaussienne avec une plage de 100 RB/D à la valeur observée taux de production. En utilisant l'éq3.17 nous avons évalué une valeur de 3,15 jours pour la constante de temps en minimisant l'erreur relative entre les points de données de production et le CRM estimations.

Les solutions CRMT sont développées pour un système d'un injecteur et d'un producteur, mais pour l'application sur le terrain, des solutions de systèmes multi-parois doivent être développées. Pour un multi-puits système d'injecteurs  $N_{inj}$  et de producteurs  $N_{pro}$ , communications  $N_{inj} \times N_{pro}$  entre injecteurs et producteurs existent, que nous appelons connectivités,  $f_{ij}$ 's. La figure 11 montre un schéma des communications entre l'injecteur  $i$  avec tous les producteurs, et le producteur  $j$  avec tous les injecteurs d'un champ. La taille des cercles et des triangles représente le relatif taux moyen de production et d'injection des puits, et l'épaisseur des flèches est mesure des connectivités relatives entre couple injecteur-producteur.

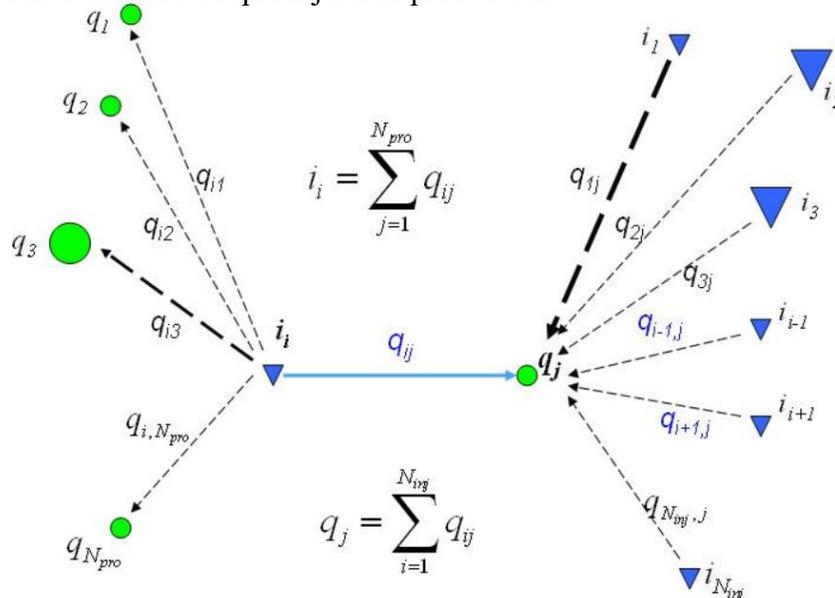


figure 3- 18 : Représentation schématique des injecteurs  $N_{inj}$  supportant le producteur  $j$

Pour tout volume de contrôle de réservoir arbitraire, la réponse de production du CRM peut être évalué en remplaçant les taux d'injection et de production dans l'Eq. 3.1 par ceux du volume de contrôle arbitraire. Dans ce qui suit, le CRM est développé pour les systèmes multi-puits en considérant deux autres volumes de contrôle :

- a) un modèle capacitif résistif pour un producteur volume de contrôle de drainage, CRMP,
- b) un modèle résistif capacitif pour les volumes de contrôle de la paire de producteurs d'injecteurs, CRMIP.

Par rapport au CRMT, où l'ensemble le volume du réservoir est représenté comme un seul réservoir avec une seule constante de temps, le nombre de réservoirs, et donc le nombre de constantes de temps, augmente dans CRMP au nombre de producteurs, et dans le CRMIP au nombre de couples injecteur-producteur.

### III.4. CRMP : représentation de la base de producteurs du CRM

Pour un volume de contrôle autour d'un producteur, figure 3-11, à partir de l'équation de continuité nous pouvons développer CRMP régissant l'équation différentielle qui représente le volumétrique in situ équilibre sur le volume poreux effectif d'un producteur. Liang et al. (2007) [18] ont présenté l'équation différentielle régissant ce modèle de capacité par

$$\frac{dq_j(t)}{dt} + \frac{1}{\tau_j} q_j(t) = \frac{1}{\tau_j} \sum_{i=1}^{N_{ij}} f_{ij} i_i(t) - J_j \frac{dp_{wf,j}}{dt} \quad (3.27)$$

Où  $\tau_j$  est la constante de temps du producteur j,

$$\tau_j = \left( \frac{c_t V_p}{J} \right)_j \quad (3.28)$$

Volume des pores,  $V_p$ , la compressibilité totale,  $c_t$ , et l'indice de productivité,  $J$ , sont le producteur j paramètres dans sa zone effective ; le terme  $f_{ij}$ , connectivité, représente l'état d'équilibre fraction du débit de l'injecteur i s'écoulant vers le producteur j.

$$f_{ij} = \frac{q_{ij}(t)}{i_i(t)} \quad (3.29)$$

Note : que la somme des connectivités pour tout injecteur est inférieure ou égale à un et  $f_{ij}$  sont valeurs positives. Ces contraintes limitantes doivent être satisfaites lorsque les paramètres CRMP sont évalués.

$$f_{ij} \geq 0 \text{ et } \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \leq 1 \quad (3.30)$$

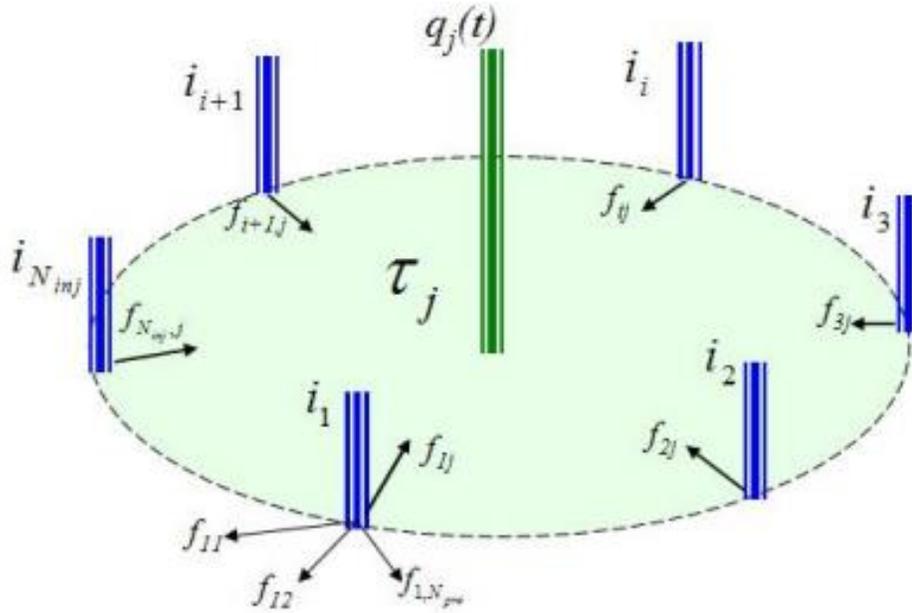


figure 3- 19 : CRMP- Représentation schématique du volume de contrôle du producteur j

Plus tôt, Liang et al. (2007) ont présenté la solution particulière de l'Eq. 3.27 par en négligeant l'effet de la variation BHP du producteur. Cependant, la solution pour Eq. 3.27 avec Les variations BHP peuvent être écrites comme

$$q_j(t) = q_j(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_j}} + e^{-\frac{t}{\tau_j}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau_j}} \frac{1}{\tau_j} \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_i(\xi) d\xi - e^{-\frac{t}{\tau_j}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau_j}} J_j \frac{dp_{wf,j}}{d\xi} d\xi \quad (3.31)$$

Liang et al. (2007) [10] ont utilisé l'intégration numérique pour évaluer les intégrales des taux d'injection en éq.3.31 alors qu'ils ont négligé la variation du producteur BHP. Nous développer deux formes analytiques de l'Eq.3.31 par intégration analytique avec superposition dans le temps d'améliorer l'application CRMP en fonction de la nature discrète du taux d'injection et Données BHP.

### III.4.1. Superposition CRMP dans les solutions temporelles

Comme CRMT, deux formes analytiques de solution pour Eq3.31 peut être dérivé pour

- 1) une variation linéaire de BHP, mais changements progressifs du taux d'injection, et
- 2) une variation linéaire à la fois du débit d'injection et le BHP pendant des intervalles de temps consécutifs.

Intégrer l'éq. 3.31 par parties conduit à ce qui suit :

$$q_j(t) = q_j(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} + \sum_{i=1}^{N_{iwj}} \left[ f_{ij} \left( i_i(t) - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} i_i(t_0) \right) \right] - e^{-\frac{t}{\tau_j}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau_j}} \left( \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \frac{di_i(\xi)}{d\xi} + J_j \frac{dp_{wf,j}}{d\xi} \right) d\xi \quad (3.32)$$

Notez que l'éq3.32 pour un cas de débit d'injection fixe,  $I_i$ , et BHP constant pour le producteur  $j$  de  $t_0$  à  $t$  se simplifie en

$$q_j(t) = q_j(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} [f_{ij}I_i] \left( 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} \right) \quad (3.33)$$

#### III.4.2. Solution CRMP pour les séries de SVIR

En supposant un indice de productivité constant, des taux d'injection fixes pour tous les injecteurs,  $i_i(t) = I_i$ , et une perte de charge linéaire en fond de trou pour le producteur  $j$ , du temps  $t_0$  au temps  $t$ , on peut intégrer l'éq3.32 comme :

$$q_j(t) = q_j(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} + \left( 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} \right) \left[ \sum_{i=1}^{N_{ijj}} [f_{ij}I_i] - J_j \tau_j \frac{\Delta p_{wf,j}}{\Delta t} \right] \quad (3.34)$$

Pour un cas de série de SVIR pendant l'intervalle de temps  $\Delta t_k$ ,  $i_i^{(\Delta t_k)} = i_i^{(k)}$ , pour tous les injecteurs, figure 3-3, et un indice de productivité constant, et une série de LVBHP pour le producteur  $j$ , figure 3-4, de l'éq3.34 on peut écrire à la fin de l'intervalle de temps  $\Delta t_n$  :

$$q_j(t_n) = q_j(t_{n-1})e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau_j}} + \left( 1 - e^{-\frac{\Delta t_n}{\tau_j}} \right) \left[ \sum_{i=1}^{N_{inj}} [f_{ij}I_i^{(n)}] - J_j \tau_j \frac{\Delta p_{nf,j}^{(n)}}{\Delta t_n} \right] \quad (3.35)$$

En supposant que  $f_{ij}$  et  $\tau_j$  sont constants dans tous les intervalles de temps de  $\Delta t_k$ , et en remplaçant  $q(t_{n-1})$  dans l'éq3.35 à partir de la solution de pas de temps précédent et en répétant ce processus pour tous les temps intervalles de  $t_0$ , à  $t_n$  on obtient :

$$q_j(t_n) = q_j(t_0) \left( e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_j}\right)} \right) + \sum_{k=1}^n \left\{ e^{-\left(\frac{t_n-t_k}{\tau_j}\right)} \left( 1 - e^{-\frac{-\Delta t_k}{\tau_j}} \right) \left[ \sum_{i=1}^{N_{ijj}} [f_{ij} I_i^{(k)}] - J_j \tau_j \frac{\Delta p^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \right\} \quad (3.36)$$

Éq3.36 est la forme générale de la solution pour SVIR, figure 3- 3, et LVBHP, figure 3- 20, pour le CRMP. Cette équation se simplifie en solution CRMT, Eq3.17, s'il n'y a qu'un seul injecteur.

### III.4.3. Solution CRMP pour séries de LVIR

Pour un LVIR, un indice de productivité constant et un LVBHP pendant l'intervalle de temps  $t_0$  à  $t$ , nous pouvons intégrer et écrire Eq3.32 comme

$$q_j(t) = q_j(t_0) e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} + \sum_{i=1}^{N_{ijj}} \left[ f_{ij} \left( i_i(t) - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} i_i(t_0) \right) - \tau_j \left( 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_j}\right)} \right) \left[ \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \frac{\Delta i_i}{\Delta t} + J_j \frac{\Delta p_{wf,j}}{\Delta t} \right] \right] \quad (3.37)$$

L'équation 3.37 est développée pour un intervalle de temps de taux d'injection linéaire et BHP changements. Par conséquent, pour une série de taux d'injection linéaires et de changements de BHP, illustrés à la figure 3- 6 et figure 3- 21, nous pouvons utiliser l'Eq3.37 pour estimer le taux de production total à la fin de chaque intervalle de temps de  $\Delta t_k$  et utiliser ce taux de production comme valeur initiale pour le prochain intervalle,  $\Delta t_{k+1}$ . Ainsi, au bout de l'intervalle de temps  $\Delta t_n$  on obtient :

$$q_j(t_n) = q_j(t_{n-1}) e^{-\left(\frac{\Delta t_n}{\tau_j}\right)} + \sum_{i=1}^{N_{ijj}} \left[ f_{ij} \left( i_i(t_n) - e^{-\left(\frac{\Delta t_n}{\tau_j}\right)} i_i(t_{n-1}) \right) - \tau_j \left( 1 - e^{-\left(\frac{\Delta t_n}{\tau_j}\right)} \right) \left[ \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \frac{\Delta i_i^n}{\Delta t_n} + J_j \frac{\Delta p_{wf,j}^n}{\Delta t_n} \right] \right] \quad (3.38)$$

En supposant que  $f_{ij}$  et  $\tau_j$  restent constants dans tous les intervalles de temps de  $\Delta t_k$ , et en remplaçant  $q(t_n - 1)$  dans l'Éq3.38 à partir de la solution de pas de temps précédent et en répétant ce processus pour tous les intervalles de temps de  $t_0$  à  $t_n$  on obtient :

$$\begin{aligned}
q_j(t_n) &= q_j(t_0)e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_j}\right)} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left[ f_{ij} \left( i_i(t_n) - e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_j}\right)} i_i(t_0) \right) \right] \\
&\quad - \sum_{k=1}^n \left\{ \tau_j e^{-\left(\frac{t_n-t_k}{\tau_j}\right)} \left( 1 - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau_j}\right)} \right) \left[ \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} \frac{\Delta i_i^{(k)}}{\Delta t_k} + J_j \frac{\Delta p^{(k)}}{\Delta t_{k,j}} \right] \right\}
\end{aligned} \tag{3.39}$$

Pour :  $j = 1, 2, \dots, N_{pro}$  )

L'équation 3.39 est la forme générale de la solution dans CRMP pour le calcul du total taux de production du producteur j, pour le LVIR et le LVBHP illustré à la figure 3- 6 et à la figure 3- 22

### III.5. Le CRMIP, représentation de base des injecteurs-producteurs du CRM

Dans le CRMIP, nous considérons le volume de pores affecté de n'importe quelle paire d'injecteur/producteur,  $i_j$ , illustré à la figure 3-12. On peut modifier l'Eq. 3.3 pour développer le CRMIP équation différentielle directrice qui représente l'équilibre volumétrique in situ sur la volume poreux effectif de n'importe quel couple injecteur/producteur. Le différentiel de gouvernance du CRMIP l'équation a été énoncée implicitement par Yousef et al. (2006) comme

$$\frac{dq_{ij}(t)}{dt} + \frac{1}{\tau_{ij}} q_{ij}(t) = \frac{1}{\tau_{ij}} f_{ij} i_i(t) - J_{ij} \frac{dp_{wf,j}}{dt} \tag{3.40}$$

(Pour :  $i = 1, 2, \dots, N_{inj}$  and  $j = 1, 2, \dots, N_{pro}$  )

Où la constante de temps,  $\tau_{ij}$ , est définie comme

$$\tau_{ij} = \left( \frac{c_t V_p}{J} \right)_{ij} \tag{3.41}$$

Le volume poreux,  $V_p$ , la compressibilité totale,  $c_t$ , et l'indice de productivité,  $J$ , sont associés avec le volume de contrôle entre l'injecteur  $i$  et le producteur  $j$  paire. Quant au CRMP,  $f_{ij}$  est le fraction à l'état stable du débit d'injection de l'injecteur  $i$  dirigé vers le producteur  $j$ . Comparé à CRMT et CRMP, dans lesquels on n'a qu'une constante de temps, une production initiale, et l'indice de productivité, dans le CRMIP il y a des constantes de temps  $N_{inj} \times N_{pro}$ , des  $\tau_{ij}$  et des  $q_{ij}(0)$  et celui de  $J_{ij}$ .

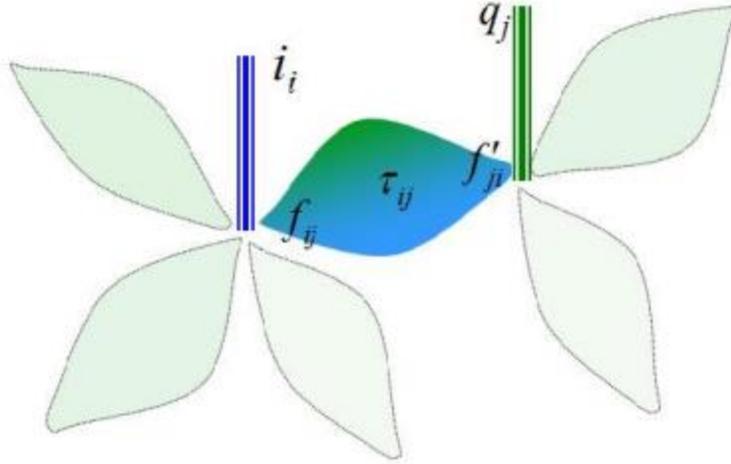


figure 3- 23 : Représentation schématique du volume de contrôle entre chaque couple injecteur/producteur.

La solution de l'éq3.40 donne la part du taux du producteur j du volume de contrôle entre l'injecteur i et le producteur j. La solution particulière de l'Eq3.40 a la même forme qu'un système d'un injecteur et d'un producteur, comme Eq3.12, où  $q(t)$ ,  $\tau$ , et  $i(t)$  sont remplacés par  $q_{ij}(t)$ ,  $\tau_{ij}$  et  $f_{ij}i(t)$  en conséquence. Ainsi, pour le contrôle volume entre l'injecteur i et le producteur j on peut écrire :

$$q_{ij}(t) = q_{ij}(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_{ij}}\right)} + f_{ij} \left[ i_i(t) - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_{ij}}\right)} i_i(t_0) \right] - e^{-\frac{t}{\tau_{ij}}} \int_{\xi=t_0}^{\xi=t} e^{\frac{\xi}{\tau_{ij}}} \left( \frac{di_{ij}(\xi)}{d\xi} - J_{ij} \frac{dp_{wf,j}}{d\xi} \right) d\xi \quad (3.42)$$

(Pour:  $i = 1,2, \dots, N_{inj}$  and  $j = 1,2, \dots, N_{pro}$  )

Le taux de production du producteur j est simplement calculé en additionnant la contribution de tous les injecteurs ; donc,

$$q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t) \quad (3.43)$$

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

Yousef et al. (2006) [1] ont initialement additionné l'Eq3.40 sur tous les injecteurs et présenté l'équation suivante pour le taux de production du producteur j dans un système multi-puits :

$$q_j(t) = -\sum_{i=1}^{N_{inj}} \tau_{ij} \frac{dq_{ij}(t)}{dt} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_i(t) - \frac{dp_{wf,j}}{dt} \sum_{i=1}^{N_{inj}} \tau_{ij} J_{ij} \quad (3.44)$$

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

Éq3.44 montre que la solution comporte trois parties distinctes : le premier terme montre l'effet de production primaire, le second est l'impact du débit d'injection des différents injecteurs et le troisième terme est l'effet de la variation du BHP du producteur. Pour simplifier l'éq3.44, Yousef et coll. (2006) [1] ont supposé que  $\tau_{ij}$  était égal pour les termes production primaire et BHP. Cette hypothèse affaiblit l'impact d'un volume de contrôle et d'un indice de productivité différents entre les couples injecteur-producteur sur la production totale.

Une solution équivalente à celle de Yousef et al. (2006) [1] peut être obtenue si l'on remplace le premier terme de l'Eq3-44 par une baisse exponentielle. Puis modifier le second terme par un filtre pour imposer un décalage du signal d'injection tel qu'il a été initialement proposé par Albertoni (2002) [4] et remplacer le dernier terme par volume de pores producteurs en utilisant la définition  $\tau_{ij}$  :

$$q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{ijj}} q_{ij}(t_0) e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_{ij}}} + \sum_{i=1}^{N_{ijj}} f_{ij} j_i^*(t) - \frac{dp_{wf,j}}{dt} (c_t V_P)_j \quad (3.45)$$

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

### III.5.1. CRMIP Superposition in Time and Space Solution

Pour trouver le débit du producteur  $j$ , on résout d'abord le débit associé à chaque couple injecteur/producteur,  $q_{ij}$  par superposition dans le temps pour tous les intervalles de temps de taux d'injection et variations BHP ; puis appliquer une superposition dans l'espace pour trouver le débit associé à chaque producteur  $q_j$ , en sommant les contributions de chaque injecteur, Eq3.43. Comme pour le CRMT et le CRMP, les approches SVIR et LVIR sont présentées afin d'obtenir des solutions analytiques pour le CRMIP.

### III.5.2. Solution CRMIP pour les séries de SVIR

Pour un débit d'injection fixe  $i(\Delta t_k) = I_i^{(k)}$ , et une variation BHP linéaire au cours du temps  $\Delta t_k$ , figure 3- 3 et figure 3- 4, une forme plus simple de solution peut être obtenue à partir de l'Eq3.42 en remplaçant  $i_i(t)$  et  $i_i(t_0)$  par  $I_i(k)$  ou directement à partir de l'Eq3.15 on peut obtenir :

$$q_{ij}(t_k) = q_{ij}(t_{k-1}) e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} + \left( 1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}} \right) \left[ f_{ij} I_i^{(k)} - J_{ij} \tau_{ij} \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \quad (3.46)$$

où  $I_i(k)$  et  $\Delta p_{wf,j}(k)$  représente le débit de l'injecteur  $i$  et les variations de BHP du producteur  $j$  pendant l'intervalle de temps  $t_{k-1}$  à  $t_k$ , respectivement. Nous appliquons la superposition dans le temps pendant un temps série, de  $t_0$  à  $t_n$ , en supposant un indice de productivité constant pendant tout intervalle de temps de  $\Delta t_k$  pour trouver  $q_{ij}$  à la fin du temps  $t_n$  comme

$$q_{ij}(t_n) = q_{ij}(t_0)e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}\right)} + \sum_{k=1}^n \left\{ \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}}\right) \left[ f_{ij} I_i^{(k)} - J_{ij} \tau_{ij} \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] e^{-\left(\frac{t_n-t_k}{\tau_{ij}}\right)} \right\} \quad (3.47)$$

Par la suite  $q_j(t_n)$  peut être calculé en considérant la contribution de chaque injecteur comme

$$q_j(t_n) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t_n) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t_0)e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}\right)} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} \left\{ \sum_{k=1}^n \left[ \left(1 - e^{-\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}}\right) \left( f_{ij} I_i^{(k)} - J_{ij} \tau_{ij} \frac{\Delta p_{wf}^{(k)}}{\Delta t_k} \right) e^{-\left(\frac{t_n-t_k}{\tau_{ij}}\right)} \right] \right\} \quad (3.48)$$

Éq3-48 est la solution générale pour le CRMIP en considérant SVIR et LVBP du producteur  $j$  entre chaque point de données de production consécutif, comme le montrent les figure3-3et figure3-4.

### III.5.3. Solution CRMIP pour les séries de LVIR

Si nous supposons un changement linéaire entre deux taux d'injection consécutifs et BHP du producteur pendant l'intervalle de temps  $\Delta t_k$  ( $t_{k-1}$  à  $t_k$ ), comme le montrent les figure 3- 6 et figure3-4, par en utilisant l'éq3.42 on peut écrire :

$$q_{ij}(t_k) = q_{ij}(t_{k-1})e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}\right)} + f_{ij} \left[ i_i(t_k) - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}\right)} i_i(t_{k-1}) \right] - \tau_{ij} \left( 1 - e^{-\left(\frac{\Delta t_k}{\tau_{ij}}\right)} \right) \left[ f_{ij} \left( \frac{\Delta i_i^{(k)}}{\Delta t_k} \right) + J_{ij} \left( \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right) \right] \quad (3.49)$$

Pour :  $(i = 1, 2, \dots, N_{inj}), (j = 1, 2, \dots, N_{pro})$  et  $(k = 1, 2, \dots, n)$ ,

Où  $\Delta i_i^{(k)}$  et,  $\Delta p_{wf,j}^{(k)}$  représente la variation du débit de l'injecteur i et du BHP du producteur j, pendant l'intervalle de temps  $t_{k-1}$  à  $t_k$ , respectivement. Pour une série chronologique de points de données, par superposition dans le temps et hypothèse d'un indice de productivité constant pendant tout intervalle de temps de  $\Delta t_k$ , à la fin de l'intervalle de temps  $\Delta t_n$ ,  $q_{ij}$  peut être calculé par :

$$q_{ij}(t_n) = q_{ij}(t_0)e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}\right)} + f_{ij} \left[ i_i(t_n) - e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}\right)} i_i(t_0) \right] - \tau_{ij} \sum_{k=1}^n \left\{ e^{-\left(\frac{t_n-t_k}{\tau_{ij}}\right)} \left( 1 - e^{-\frac{-\Delta t_k}{\tau_{ij}}} \right) \left[ f_{ij} \frac{\Delta i_i^{(k)}}{\Delta t_k} + J \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \right\} \quad (3.50)$$

Par conséquent  $q_j(t_n)$  peut être calculé en considérant la contribution de chaque injecteur comme

$$q_j(t_n) = \sum_{i=1}^{N_{ijj}} q_{ij}(t_n) = \sum_{i=1}^{N_{ijj}} q_{ij}(t_0)e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}\right)} + \sum_{i=1}^{N_{ijj}} f_{ij} \left[ i_i(t_n) - e^{-\left(\frac{t_n-t_0}{\tau_{ij}}\right)} i_i(t_0) \right] - \sum_{i=1}^{N_{ijj}} \left\{ \tau_{ij} \sum_{k=1}^n \left\{ e^{-\left(\frac{t_n-t_k}{\tau_{ij}}\right)} \left( 1 - e^{-\frac{-\Delta t_k}{\tau_{ij}}} \right) \left[ \frac{f_{ij} \Delta i_i^{(k)}}{\Delta t_k} + J \frac{\Delta p_{wf,j}^{(k)}}{\Delta t_k} \right] \right\} \right\} \quad (3.51)$$

L'équation 3.51 est la forme générale de solution pour CRMIP en considérant LVIR et LVBHP entre n'importe quel point de données de production consécutif, comme indiqué dans les figure 3-6 et figure 3-4.

### III.6. CRM-Block, représentation par bloc de raffinement des CRMS

Le CRMIP considère un seul volume de contrôle, un réservoir, avec une constante de temps de  $\tau_{ij}$ , entre l'injecteur i et le producteur j. Cette configuration impose l'hypothèse d'une réponse immédiate du signal de pression généré par l'injecteur i au producteur j. Si nous considérons une série de réservoirs  $M_{ij}$  reliant l'injecteur i au producteur j comme illustré à la figure 3-13, La solution CRM tiendra compte à tout moment du retard de pression et pourra estimer le débit taux d'entrée / sortie de n'importe quel bloc de grille entre les paires injecteur-producteur.

Nous dérivons la solution CRM-Block chez le producteur en appliquant la superposition dans l'espace pour capturer l'impact du taux d'injection au dernier bloc de grille qui est égal au taux de production du producteur j.

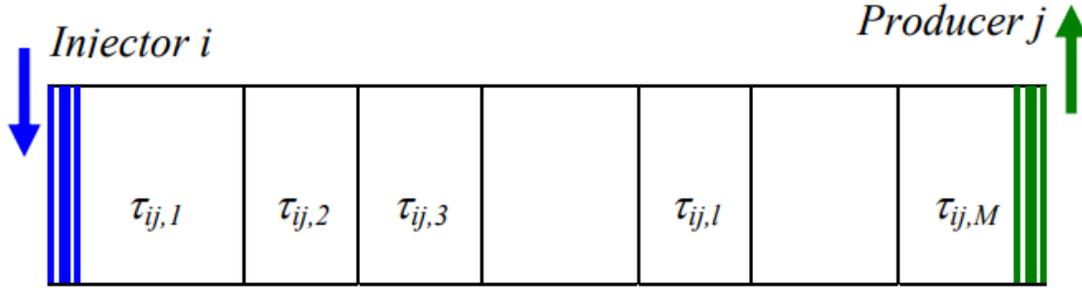


figure 3- 24 : Représentation du raffinement de bloc entre l'injecteur i et producteur j, CRM-Block.

Sans la variation de pression de fond du producteur est :

$$q(t) = q(t_0)e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)} + i(t) \left(1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau}\right)}\right) \quad (3.52)$$

Pour simplifier, on suppose d'abord que le débit à l'instant  $t_0$  est nul, pour tous les blocs entre l'injecteur et le producteur. De l'éq3.52, le débit sortant du premier bloc après le temps  $t$  peut s'écrire

$$q_1(t) = i(t) \left(1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_1}\right)}\right) \quad (3.53)$$

Où  $\tau_1$  est la constante de temps du premier bloc entre l'injecteur i et le producteur j. Pour le deuxième bloc :

$$q_2(t) = q_1(t) \left(1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_2}\right)}\right) = i(t) \left(1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_1}\right)}\right) \left(1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_2}\right)}\right) \quad (3.54)$$

Le débit sortant du bloc 1 peut être écrit comme :

$$q_k(t) = q_{k-1}(t) \left( 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_l}\right)} \right) = i(t) \prod_{b=1}^l \left( 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_b}\right)} \right) \quad (3.55)$$

Le débit de production chez le producteur est égal au débit de sortie du dernier bloc ;

$$q(t) = q_M(t) = q_{M-1}(t) \left( 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_M}\right)} \right) = i(t) \prod_{b=1}^M \left( 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_b}\right)} \right) \quad (3.56)$$

Si tous les blocs entre l'injecteur et le producteur ont des constantes de temps égales,  $\tau_b$ , alors Eq3.56 est simplifié en :

$$q(t) = i(t) \left( 1 - e^{-\left(\frac{t-t_0}{\tau_b}\right)} \right)^M \quad (3.57)$$

Cette solution renvoie la solution du modèle de réservoir CRM, CRMT, si un seul bloc est considéré entre l'injecteur et le producteur,  $M = 1$ . LA modification de l'Eq3.56 pour le système multi-puits CRMIP-Block sans effet de récupération primaire peut être écrit en remplaçant le débit d'injection,  $i(t)$ , par une fraction du débit d'injection de l'injecteur  $i$  qui contribue dans le taux de production du producteur  $j$ ,  $f_{ij}i(t)$  comme

$$q_{ij}(t) = q_{ij,M_{ij}}(t) = q_{ij,(M_{ij}-1)}(t) \left( 1 - e^{-\frac{-(t-t_0)}{\tau_{j,M_{ij}}}} \right) = f_{ij}i_i(t) \prod_{b=1}^{M_{ij}} \left( 1 - e^{-\frac{-(t-t_0)}{\tau_{j,b}}} \right) \quad (3.58)$$

Où  $M_{ij}$  est le nombre de blocs entre l'injecteur  $i$  et le producteur  $j$ . Ainsi, la fabrication du taux de producteur  $j$  peut être calculé par :

$$\begin{aligned} q_j(t) &= \sum_{i=1}^{N_{ijj}} q_{ij}(t) = \sum_{i=1}^{N_{ijj}} q_{ij,M}(t) = \sum_{i=1}^{N_{ijj}} q_{ij,M_{ij}-1}(t) \left( 1 - e^{-\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,M_{ij}}}} \right) \\ &= \sum_{i=1}^{N_{iji}} \left[ f_{ij}i_i(t) \prod_{b=1}^{M_{ij}} \left( 1 - e^{-\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,b}}} \right) \right] \end{aligned} \quad (3.59)$$

Pour des constantes de temps de bloc égales,  $\tau_{ij}^*$ , entre injecteurs et producteurs Eqs3.58 et 3.59 se simplifier en :

$$q_{ij}(t) = f_{ij}i_i(t) \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau_{ij}^*}}\right)^{M_{ij}} \quad (3.60)$$

Et :

$$q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{ijj}} q_{ij}(t) = \sum_{i=1}^{N_{ijj}} \left[ f_{ij}i_i(t) \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau_{ij}^*}}\right)^{M_{ij}} \right] \quad (3.61)$$

Le nombre de blocs entre l'injecteur  $i$  et le producteur  $j$ ,  $M_{ij}$ , qui peut être un paramètre de montage également, peut être différent pour chaque couple injecteur-producteur. Le bloc CRMIP solution se simplifie à la solution CRMIP si l'on considère un seul bloc entre couple injecteur-producteur,  $M_{ij} = 1$ . Au temps  $t_0$  tous les taux de production, taux de production primaire, pour tous les blocs sont supposés être nuls pour simplifier la dérivation des Eqs.3.58 et 3.59. Dans ci-dessous, nous incluons le terme de production primaire dans le développement du CRM-Block.

### III.6.1. Terme de production primaire dans le bloc CRM

Le débit de production primaire, le premier terme de l'Eq. 3.52, hors du bloc  $l$  de la figure 3- 13, après l'instant  $t$  est:

$$\begin{aligned} q_l(t) &= q_l(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_l}} + q_{l-1}(t) \left(1 - e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_l}}\right) \\ &= q_l(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_l}} + \sum_{b=1}^{l-1} \left\{ q_b(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_b}} \prod_{a=1}^{l-b} \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau_a}}\right) \right\} + i(t) \prod_{b=1}^l \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau_b}}\right) \end{aligned} \quad (3.62)$$

Ainsi, le débit de production chez le producteur est égal au débit sortant du bloc  $M$  tel que :

$$\begin{aligned} q_M(t) &= q_M(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_M}} + q_{M-1}(t) \left(1 - e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_M}}\right) \\ &= q_M(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_M}} + \sum_{b=1}^{M-1} \left\{ q_b(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_b}} \prod_{a=1}^{M-b} \left(1 - e^{-\frac{(t-t_0)}{\tau_a}}\right) \right\} + i(t) \prod_{b=1}^M \left(1 - e^{-\frac{t}{\tau_b}}\right) \end{aligned} \quad (3.63)$$

On peut modifier l'Eq. 3.63 pour une version multi-puits pour obtenir la solution CRMIP-Block avec l'effet de la récupération primaire en remplaçant le débit d'injection,  $i(t)$ , par une fraction le débit d'injection de l'injecteur  $i$  qui contribue au débit de production du producteur  $j$ ,  $f_{ij}i(t)$ . Nous pouvons écrire l'équation suivante pour CRMIP-Block sans tenir compte de la variation de la pression de fond du producteur.

$$q_{ij}(t) = q_{M_{ij}}(t_0) e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{M_{ij}}}} + \sum_{b=1}^{M_{ij}-1} \left\{ q_{ij,b}(t_0) e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,b}}} \prod_{a=1}^{M_{ij}-b} \left( 1 - e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,a}}} \right) \right\} + f_{ij} i_i(t) \prod_{b=1}^{M_{ij}} \left( 1 - e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,b}}} \right) \quad (3.64)$$

La production totale du producteur  $j$  peut être calculée en additionnant  $q_{ij}$  pour tenir compte de tous les contributions des injecteurs

$$q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{ij}(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} q_{M_{ij}}(t_0) e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,M_{ij}}}} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} \sum_{b=1}^{M_{ij}-1} \left\{ q_{ij,b}(t_0) e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,b}}} \prod_{a=1}^{M_{ij}-b} \left( 1 - e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,a}}} \right) \right\} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_i(t) \prod_{b=1}^{M_{ij}} \left( 1 - e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij,b}}} \right) \quad (3.65)$$

Éq3.64 et 3.65 se simplifient comme suit pour des constantes de temps de bloc égales,  $\tau_{ij}^*$ , entre injecteurs  $i$  et producteurs  $j$  :

$$q_{ij}(t) = \sum_{b=1}^{M_{ij}} \left[ q_{ij,b}(t_0) e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij}^*}} \left( 1 - e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij}^*}} \right)^{M_{ij}-b} \right] + f_{ij} i_i(t) \left( 1 - e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij}^*}} \right)^{M_{ij}} \quad (3.66)$$

Et :

$$q_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{inj}} \sum_{b=1}^{M_{ij}} q_{ij,b}(t_0) e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij}^*}} \left( 1 - e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij}^*}} \right)^{M_{ij}-b} + \sum_{i=1}^{N_{inj}} f_{ij} i_i(t) \left( 1 - e^{\frac{-(t-t_0)}{\tau_{ij}^*}} \right)^{M_{ij}} \quad (3.67)$$

La différence majeure entre les CRM avec et sans raffinement de bloc la considération entre les couples injecteur-producteur se reflète dans la forme de la production réponse. Étant donné que dans le CRMIP, il n'existe qu'une cellule à caractéristique uniforme entre injecteur  $i$  et producteur  $j$ , la réponse de production à la suite de l'onde de pression la percée est immédiatement observée chez le producteur et la pente de la production réponse décroît de façon monotone en fonction du temps. Au contraire, dans le bloc CRMIP, le retard de la réponse de production est capturé à la suite de la modification du bloc ce qui conduit à la superposition exacte dans l'espace solution pour CRMIP. La pente de la réponse de production pour CRMIP-Block augmente d'abord, avant que l'onde de pression n'atteigne le puits producteur, puis suit la même projection que CRMIP sans bloc raffinement.

Nous recommandons l'application de CRIMP-Block en particulier pour les cas pour lesquels il est un décalage entre la réponse de la production à un signal d'injection tel que :

Couples injecteur-producteur distants

Les réservoirs à faible perméabilité pour lesquels l'impact du signal d'injection n'est pas capturé instantanément chez les producteurs.

Pour des études de cas sur le terrain avec une fréquence élevée de données de production d'injection.

Traiter les injecteurs et le puits de forage des producteurs comme deux réservoirs avec peu de temps constant en série avec le réservoir avec une grande constante de temps.

La figure 3- 14 compare la forme de la réponse de production CRM, avec et sans raffinement de bloc, entre un injecteur et un producteur pour un débit d'injection fixe. Dans ce chiffre, le CRM-10Block avec dix blocs de constante de temps égale de trois jours est considéré comme la réponse de production observée et les constantes de temps équivalentes pour les autres. Les blocs CRM sont évalués pour minimiser leur différence avec les blocs CRM-10. N'importe quel bloc le raffinement avec plus de 10 blocs peut correspondre complètement aux CRM-10Blocks, tandis que plus le nombre de blocs est petit, plus la discordance est grande. La figure 3- 15 montre une relation log log linéaire entre la constante de temps de bloc équivalente et le nombre de blocs pour les cas où la réponse de la production a la différence minimale avec le modèle CRM 10Blocks avec une constante de temps de trois jours.

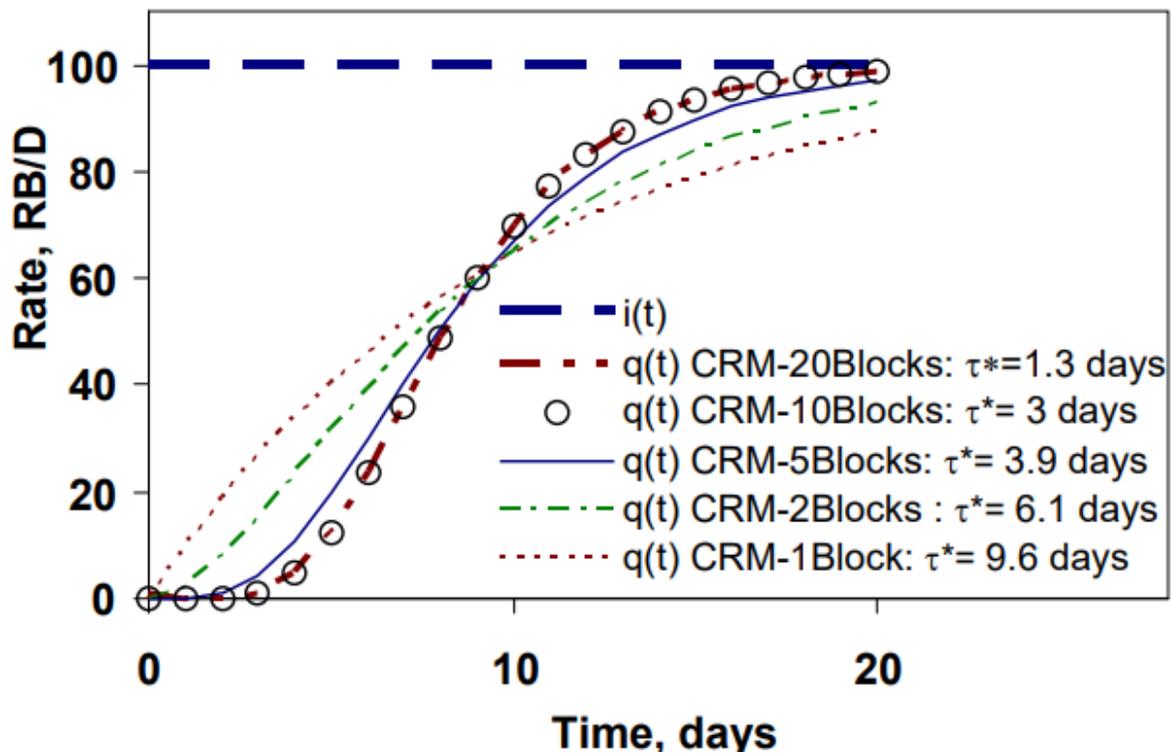


figure 3- 25 : Comparaison entre CRM avec et sans bloc raffinement entre un injecteur et un producteur.

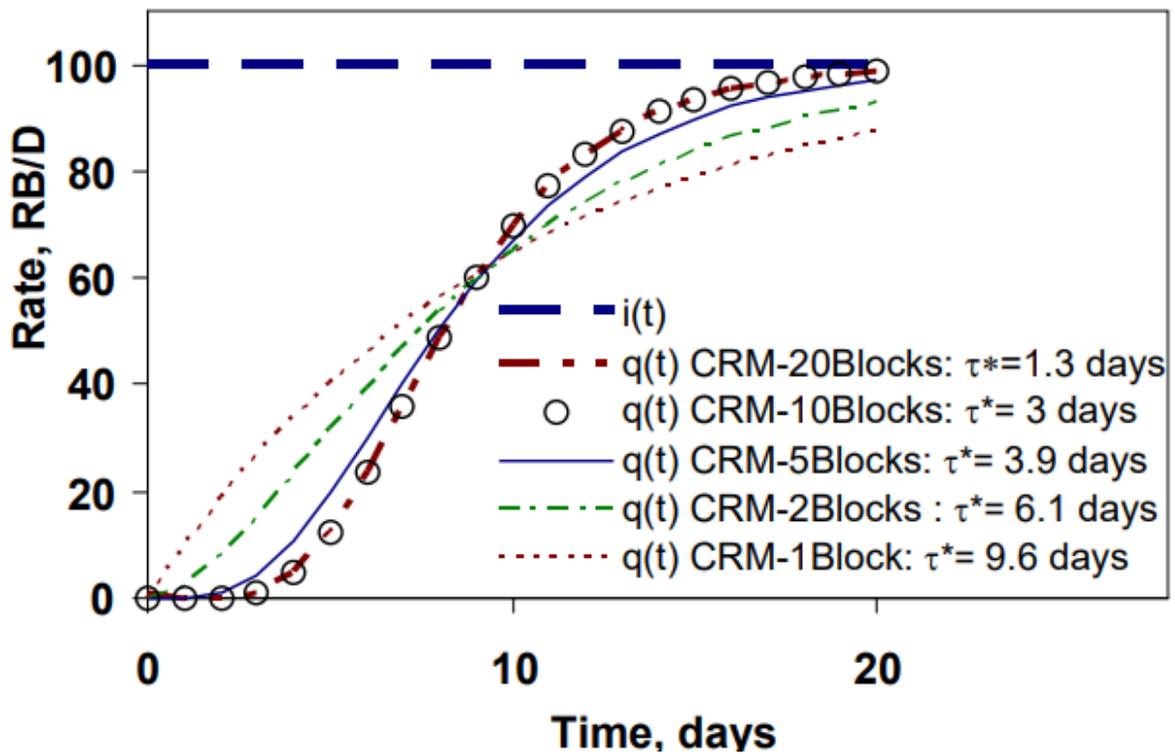


figure 3- 26 : Constante de temps équivalente en fonction du nombre de bloc à constante de temps égale entre couple injecteur-producteur.

Tableau 3- 1 : Comparaison entre le nombre d'inconnues dans les CRM.

	CRMT	CRMP	CRMIP
Inconnues	$q_F(t_0), f_F, \tau_F$	$q_j(t_0)$ 's, $f_{ij}$ 's, $\tau_j$ 's, and $J_j$ 's	$q_{ij}(t_0)$ 's, $f_{ij}$ 's, $\tau_{ij}$ 's and $J_{ij}$ 's
<i>Number d'inconnues Sans les données du BHP</i>	3	$N_{pro}$ $\times (N_{inj} + 2)$	$3 \times N_{inj} \times N_{pro}$
<i>Nombre d'inconnues les données du BHP</i>	3	$N_{pro}$ $\times (N_{inj} + 3)$	$4 \times N_{inj} \times N_{pro}$

### III.7. Cas d'application du crm :

#### III.7.1. Présentations des Données et la raison de ce Choix

Pour les besoins de ce travail nous avons utilisé les données de production proposées par la (Society of Petroleum Engineers – SPE) à des fins de recherches scientifiques. Le D' dépôt d'archives de données est constitués de 5 champs (BULLMOOSE, HABERMEYER, MONSON, MONSON1 et GULFAKS) en fichiers xlsx contenant les débits de productions de l'huile et débits d'injections d'eau.

Les champs (BULLMOOSE, HABERMEYER, MONSON, MONSON1 et GULFAKS) sont constitués de (4,5,4,5 et 4) puits producteurs et (4,5,5,5 et 3) puits injecteurs respectivement.

Les données de chaque champ présentent de bonnes données de production d'huiles et injection d'eau satisfaisant les conditions suivantes pour l'application du CRM :

Les producteurs représentent la situation actuelle dans le champ

Un mauvais signal d'injection ou un taux d'injection fixe et plat empêche une évaluation fiable des paramètres CRM

Il y a moins d'injection que de production

Les données ont été mesurées correctement et converties en conditions réservoirs

La pression du réservoir est supérieure à la pression du point de bulle (GOR constant)

Aucune opération de reconditionnement ou changement pendant et après la période d'analyse (IP constant).

Vue que Les données que nous avons utilisées dans l'intervalle de temps sélectionné répondent aux conditions sites au paravent pour l'application du CRM. Nous avons fait le choix de modéliser les deux volumes de contrôle CRMT et CRMP dans ce rapport, car ce qui nous intéresse est d'analyser les puits séparément, et de prédire la production pour chaque puits individuellement. On parlera donc ici de volumes de contrôle basés sur chaque producteur, et les injecteurs influençant son débit de production aux alentours de son rayon de drainage.

### **III.7.2. L'application du CRMT**

Dans cette section, L'intérêt de cette partie se porte vers le premier volume de control, le CRMT, qui comme mentionné auparavant, se base sur l'hypothèse d'un seul bloc de contrôle et d'une production de liquide totale, comme expliquer au dessus

Le but principal est d'établir un modèle de base, afin d'estimer l'impact généralisé de l'injection d'eau sur la récupération et le débit de production final, et d'être en mesure de prédire la production totale du champ

#### **I.1.1.1. L'application du CRMT sur le champ BULLMOOSE**

Pour le champ BULLMOOSE, Les figures suivantes montrent le profil de production Actuel (en bleu) des 4 puits ainsi que le débit prédit (train et test) (en orange) par le modèle CRMT. Les résultats de training et de test du modèle CRMT des 4 puits est représenté dans le tableau si dessous

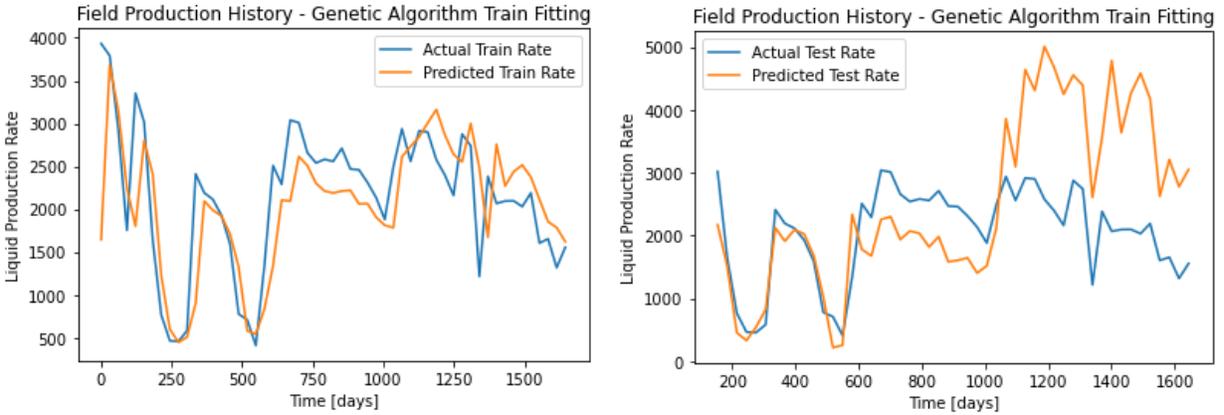


figure 3- 27 : Tracé du profil de production actuel et prédit du champ BULLMOOSE

Tableau 3- 2 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs BULLMOOSE

Erreur	MSE	RMSE	R2
Train	1 576 769.011910067	1255.6946332252367	0.87
test	1 461 009.882183154	1208.7224173412876	0.73

### Observation

Le model CRMT réussit à prédire le débit réel du champs BULLMOOSE avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.73 et indique une valeur de la constante de temps de 179.05298053450952[days]

#### III.7.2.1. L'application du CRMT sur le champ HABERMEYER

Pour le champ HABERMEYER, Les figures suivantes montrent le profil de production Actuel (en bleu) des 5 puits ainsi que le débit prédit (train et test) (en orange) par le modèle CRMT. Les résultats de training et de test du modèle CRMT des 5 puits est représenté dans le tableau si dessous

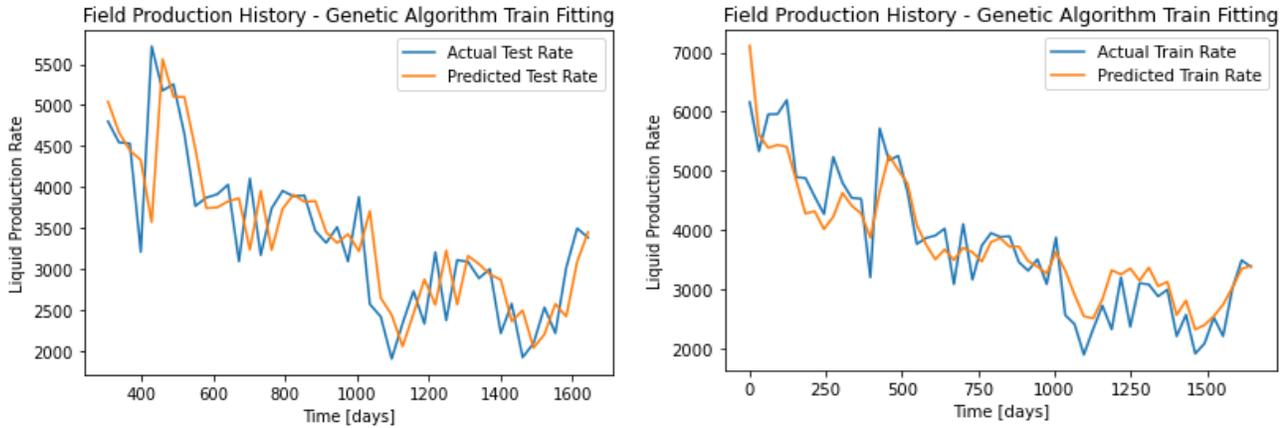


figure 3- 28 : Tracé du profil de production actuel et prédit du champ HABERMEYER

Tableau 3- 3 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs HABERMEYER

Erreur	MSE	RMSE	R2
Train	227 758.4432253186	477.2404459235602	0.85
test	268 739.0736191438	518.400495388598	0.84

### Observation

Le model CRMT réussit à prédire le débit réel du champs HABERMEYER avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.84 et indique une valeur de la constante de temps de 226.228369384781214[days]

### III.7.2.2. L'application du CRMT sur le champ MONSON

Pour le champ MONSON, Les figures suivantes montrent le profil de production Actuel (en bleu) des 4 puits ainsi que le débit prédit (train et test) (en orange) par le modèle CRMT. Les résultats de training et de test du modèle CRMT des 4 puits est représenté dans le tableau si dessous

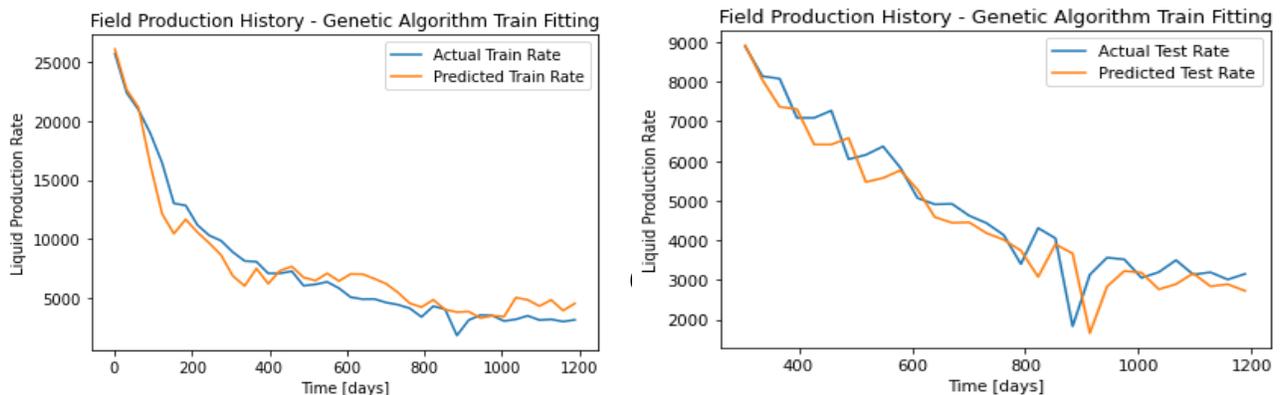


figure 3- 29 : Tracé du profil de production actuel et prédit du champ MONSON

Tableau 3- 4 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs MONSON

<b>Erreur</b>	<b>MSE</b>	<b>RMSE</b>	<b>R2</b>
<b>Train</b>	<b>1 651 071,021445358</b>	<b>1284.9400847686281</b>	<b>0.80</b>
<b>test</b>	<b>325 627,063298838</b>	<b>570.6374184180687</b>	<b>0.90</b>

### **Observation**

Le model CRMT réussit à prédire le débit réel du champs MONSON avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.90 et indique une valeur de la constante de temps de 186,26449639664422[days]

### **III.7.2.3. L'application du CRMT sur le champ MONSON1**

Pour le champ MONSON1, Les figures suivantes montrent le profil de production Actuel (en bleu) des 5 puits ainsi que le débit prédit (train et test) (en orange) par le modèle CRMT. Les résultats de training et de test du modèle CRMT des 5 puits est représenté dans le tableau si dessous

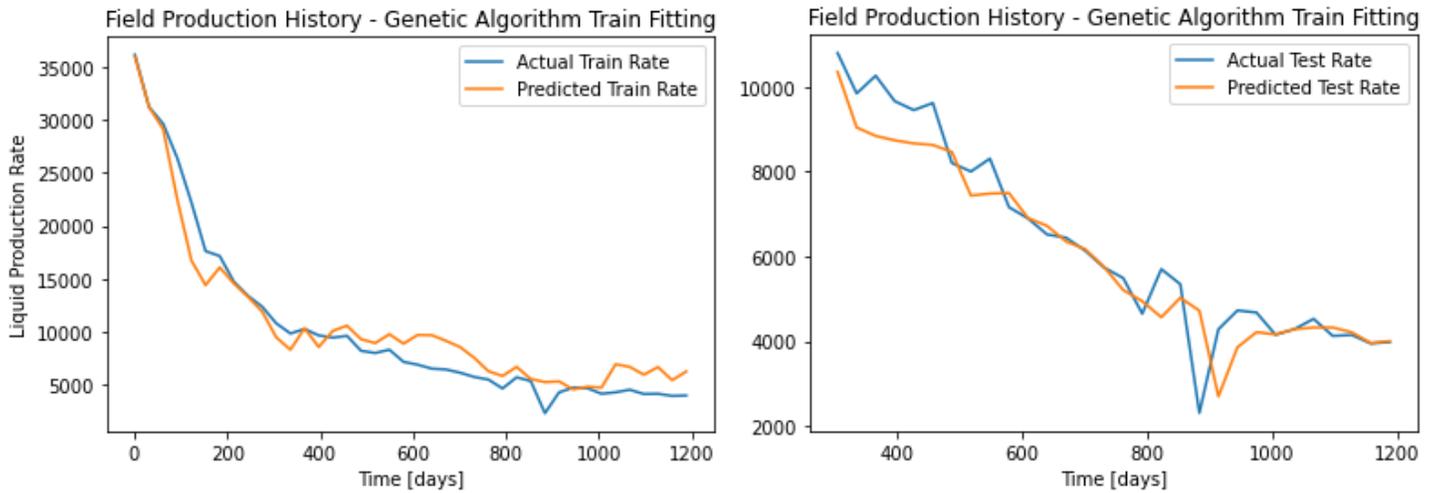


figure 3- 30 : Tracé du profil de production actuel et prédit du champ MONSON1

Tableau 3- 5 : erreurs de training et du test du model CRMT pour le champs MONSON1

Erreur	MSE	RMSE	R2
Train	3 131 674.667700299	1769.653827080398	0.92
test	4 827 760,439662306	2197.2165208878046	0.93

### Observation

Le model CRMT réussit à prédire le débit réel du champs MONSON1 avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.93 et indique une valeur de la constante de temps de 162.9814343595637 [days]

#### III.7.2.4. L'application du CRMT sur le champ GULFAKS

Pour le champ GULFAKS, Les figures suivantes montrent le profil de production Actuel (en bleu) des 4 puits ainsi que le débit prédit (train et test) (en orange) par le modèle CRMT. Les résultats de training et de test du modèle CRMT des 4 puits est représenté dans le tableau si dessous

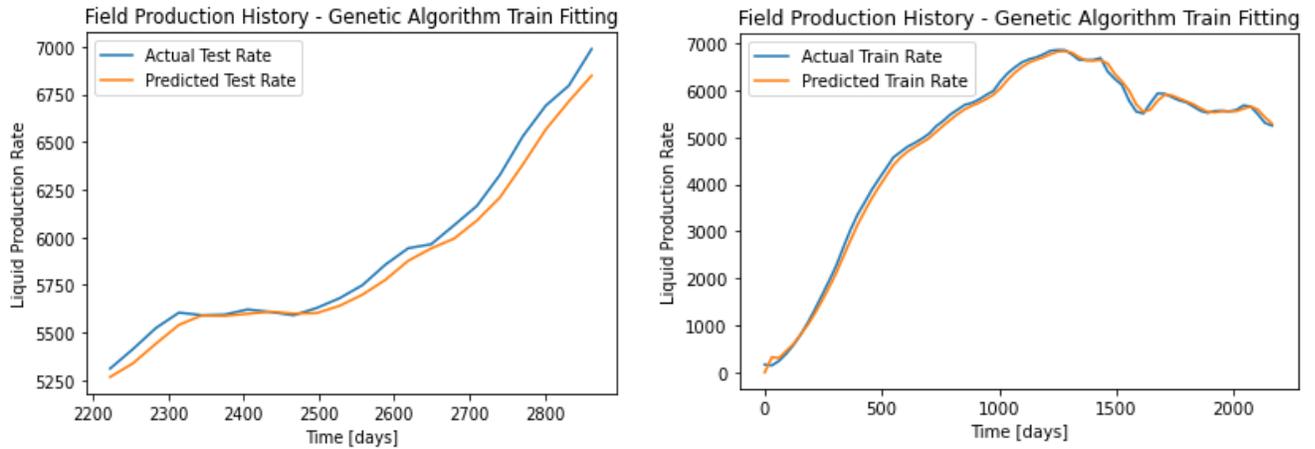


figure 3- 31: Tracé du profil de production actuel et prédit du champ GULFAKS

Tableau 3- 6 : erreurs de training et du test du model CRMT pour les champs GULFAKS

Erreur	MSE	RMSE	R2
Train	2 747.688077154308	52.41839445418286	0.99
test	3 495.302777146796	59.12108572368065	0.98

### Observation

Le model CRMT réussit à prédire le débit réel du champs GULFAKS avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.98 et indique une valeur de la constante de temps de 625.0780382033072[days]

### III.7.3.L'APPLICATION du CRMP

La deuxième partie se porte vers le second volume de control, le CRMP. Etant plus utile d'analyser les puits séparément, et prédire la production pour chaque puits individuellement. On parlera donc ici de volumes de contrôle basés sur chaque producteur, et les injecteurs influençant son débit de production aux alentours de son rayon de drainage.

Le but principal est d'établir un modèle plus réaliste, afin d'estimer l'impact globale de l'injection d'eau sur la récupération et le débit de production de chaque puits séparément, afin d'être en mesure de prédire la production totale du champ.

### III.7.3.1. L'application du CRMP sur le champ BULLMOOSE

Pour le champ BULLMOOSE, Les figures suivantes montrent le profil de production réel (en rouge) des 4 puits ainsi que le débit prédit(train) (en bleu) par le modèle CRMP et (ligne discontinue bleu) le débit prédit(test) et Les résultats de training et de test du modèle CRMP de chaque puits sont représentés dans les tableaux si dessous

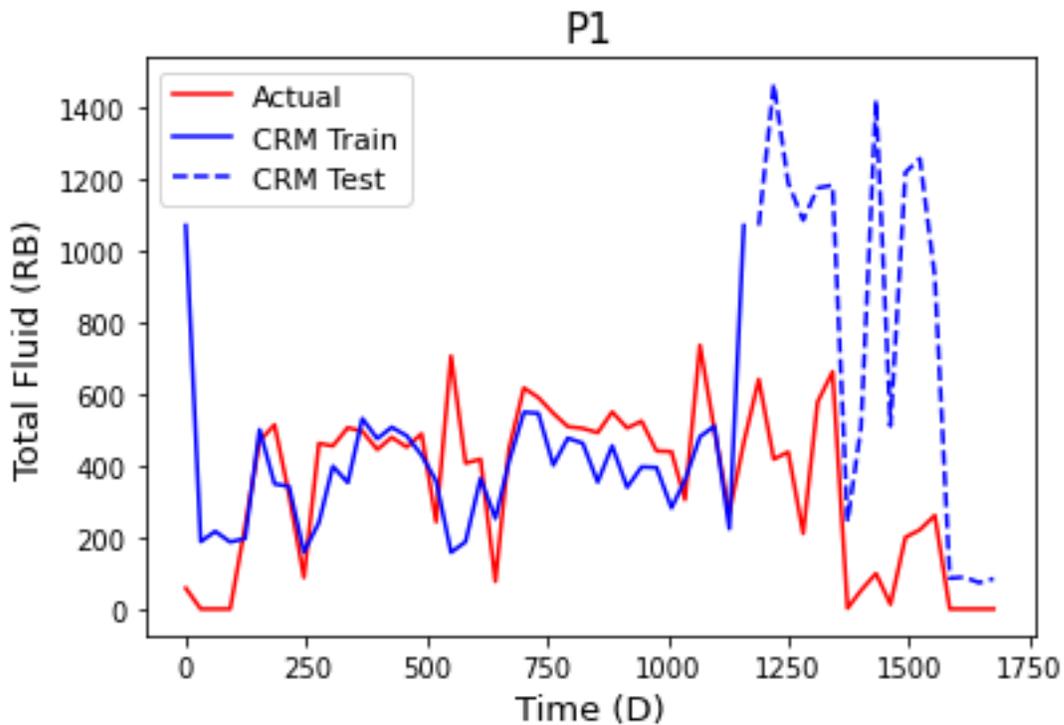


figure 3- 32 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1

Tableau 3- 7 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs BULLMOOSE

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	56966.94154634	238.67748437	0.67
test	475123.44775105	689.2919902	0.47

#### Observation

Les résultats obtenus montrent des moyennes performances de prédiction du modèle CRMP. Le modèle arrive à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.47, ce

qui indique que ce modèle est peu proche de la réalité. Par contre Les performances obtenues sont très encourageantes si on prend en compte le fait que le modèle a été entraîné sur une base de donnée à terme court du puits 1.

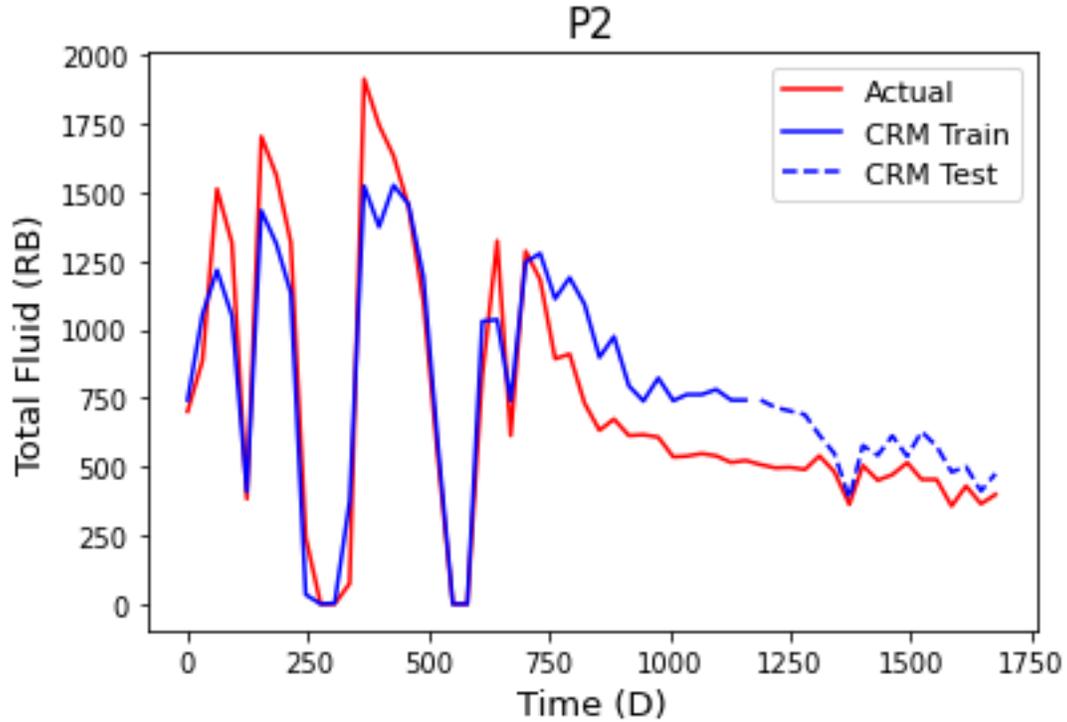


figure 3- 33 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2

Tableau 3- 8 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs BULLMOOSE

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	45132.75277584	212.44470522	0.87
Test	17896.22918286	133.77678866	0.76

### Observation

On remarque que le model CRMP à donner de meilleure resulta pour le puits 2. Le modèle arrive à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.76, ce qui indique que ce modèle est très proche de la réalité.

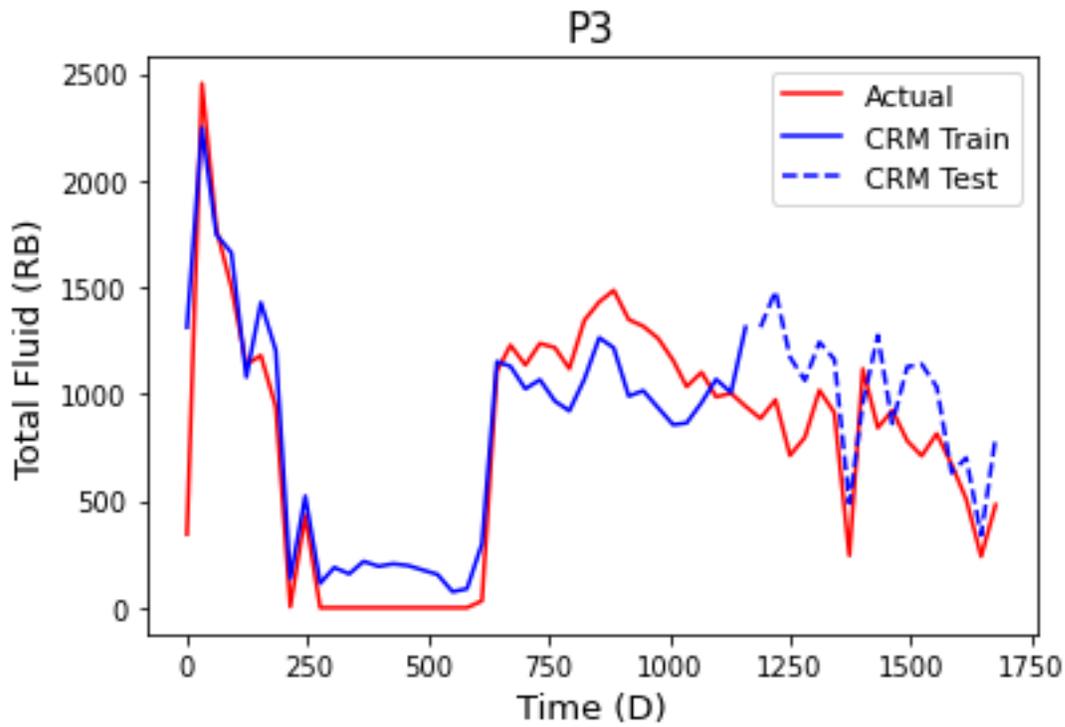


figure 3- 34 :Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3

Tableau 3- 9 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs BULLMOOSE

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	63841.91080621	252.66956842	0.84
test	95180.64844671	308.51361144	0.71

### Observation

Pour le puits 3 le model CRMP a réussie à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.71, ce qui indique que ce modèle est très proche de la réalité.

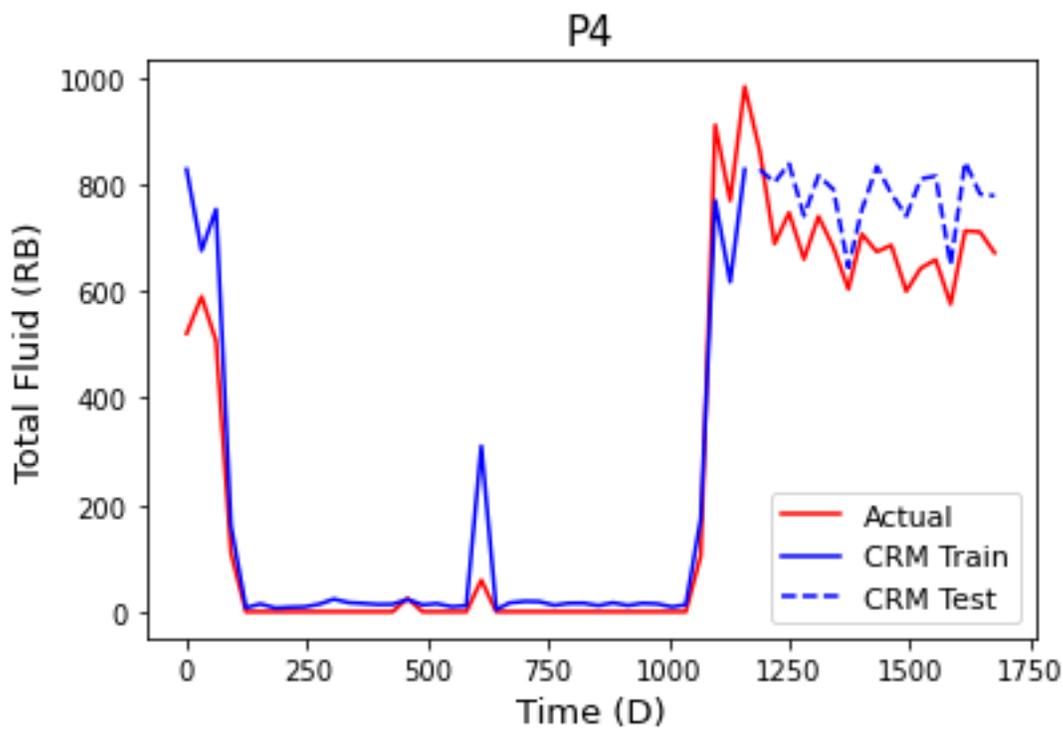


figure 3- 35 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4

Tableau 3- 10 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs BULLMOOSE

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	7843.33215916	88.56258894	0.91
test	11563.42155256	107.53335089	0.74

### Observation

Les résultats obtenus montrent de bonnes performances de prédiction du modèle CRMP. Vue qu'il arrive à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.74.

Sella montre que l'application du model CRMP pour le champ BULLMOOSE implique d'aboutir à de très bons résultats montrent la fiabilité du model.

### III.7.3.2. L'application du CRMP sur le champ HABERMEYER

Pour le champ HABERMEYER, Les figures suivantes montrent le profil de production réel (en rouge) des 4 puits ainsi que le débit prédit(train) (en bleu) par le modèle CRMP et (ligne discontinue bleu) le débit prédit(test) et Les résultats de training et de test du modèle CRMP de chaque puits sont représentés dans les tableaux si dessous

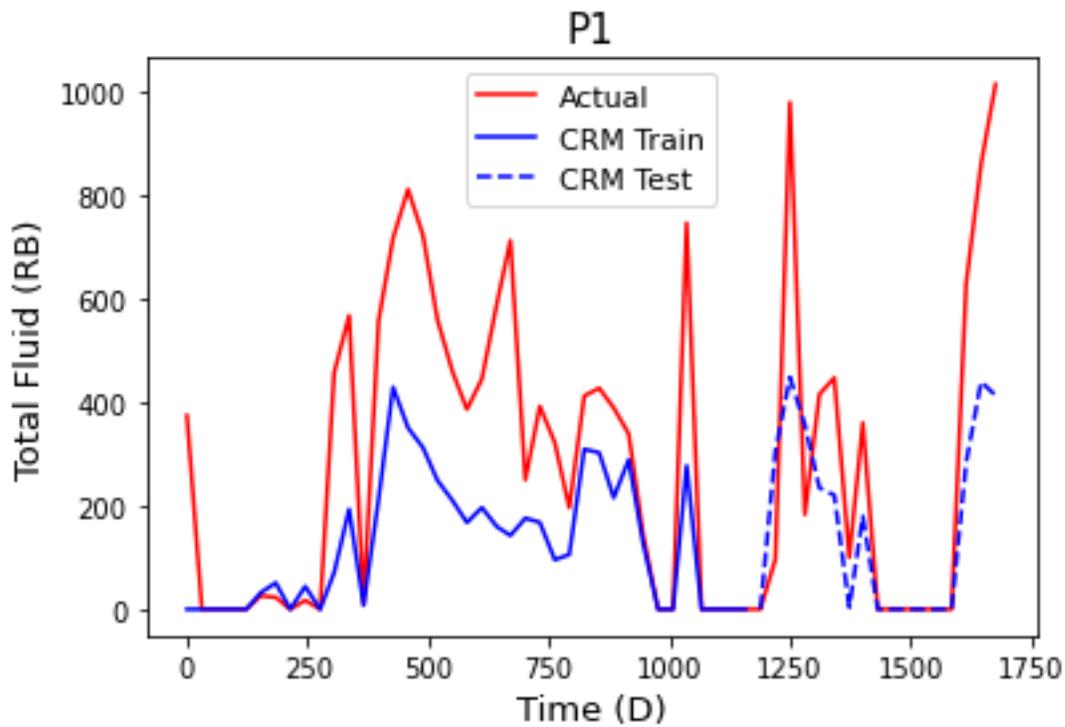


figure 3- 36 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1

Tableau 3- 11 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs HABERMEYER

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	55995.43948944	236.63355529	0.61
test	66960.17538161	258.76664271	0.57

### Observation

Le puits 1 du champs HABERMEYER affiche de résultats plus taux moyen lors l'application du model CRMP. Il y arrive à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.57. Par contre le model arrive à nous donner des prévisions sur le changement du débit futur.

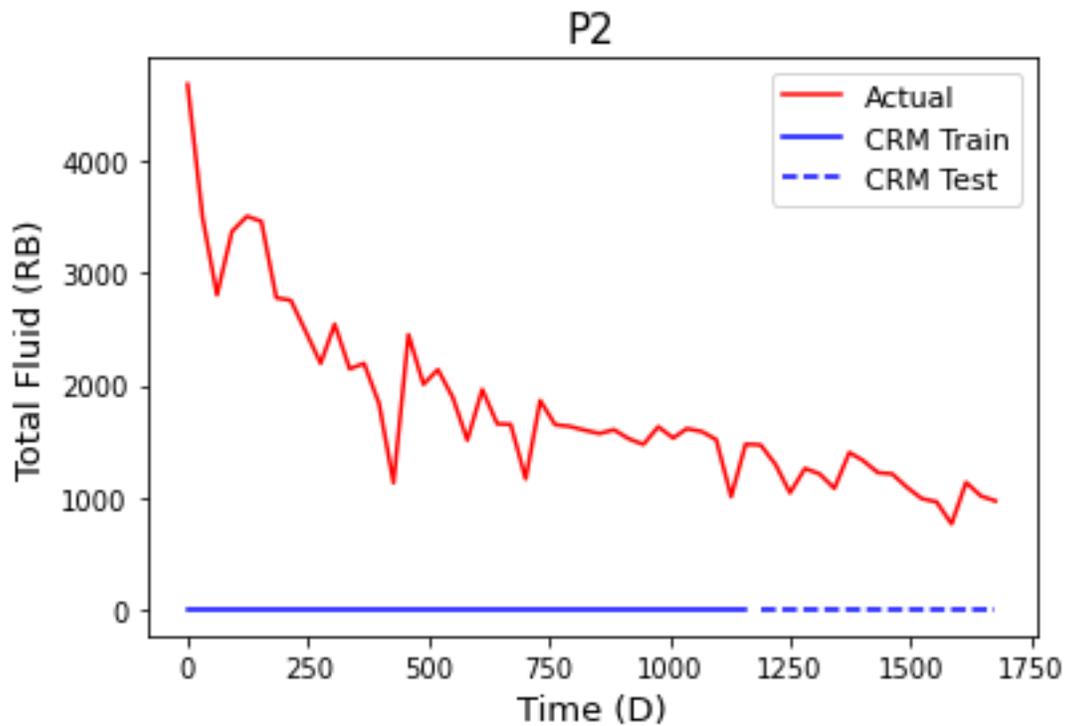


figure 3- 37 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2

Tableau 3- 12 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs HABERMEYER

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	1154.73888059	2219.20217241	0
test	4924858.28204932	1154.73888059	0

### Observation

Vue que les datas du puits 2 ne satisfasse pas les conditions pour l'application du CRMP (un taux d'injection fixe et plat sur une longue période) les résultats obtenus sont erronés.

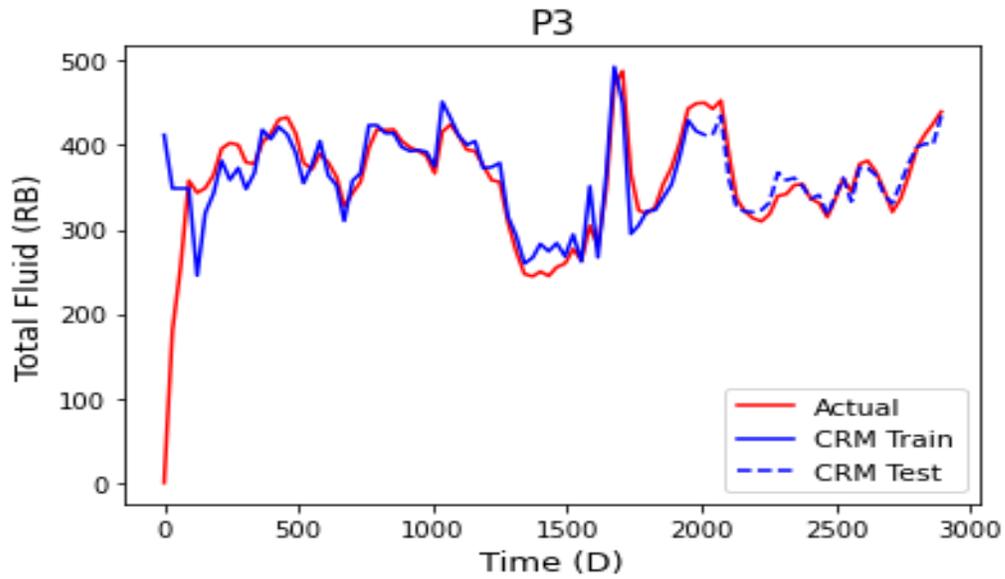


figure 3- 38 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3

Tableau 3- 13 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs HABERMEYER

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	52632.84797619	229.41849964	0.97
test	47154.34579734	217.15051415	0.96

### Observation

Le model CRMP montre des excellentes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.96.

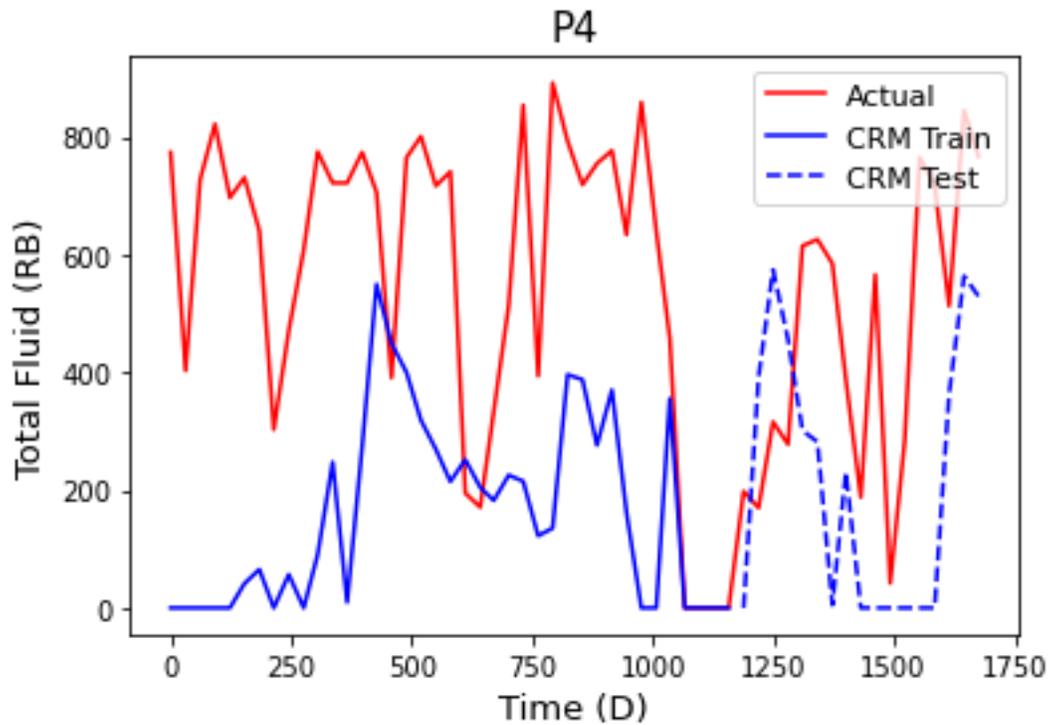


figure 3- 39 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4

Tableau 3- 14: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs HABERMEYER

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	241541.34944596	491.46856405	0.52
test	144910.15446932	380.67066405	0.54

### Observation

Les résultats obtenus montrent de faibles performances de prédiction du modèle CRMP. Le modèle prédit le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.54, ce qui indique que ce modèle est loin de la réalité, n'est-on-moins il nous permet de prévoir l'allure des changements du débit.

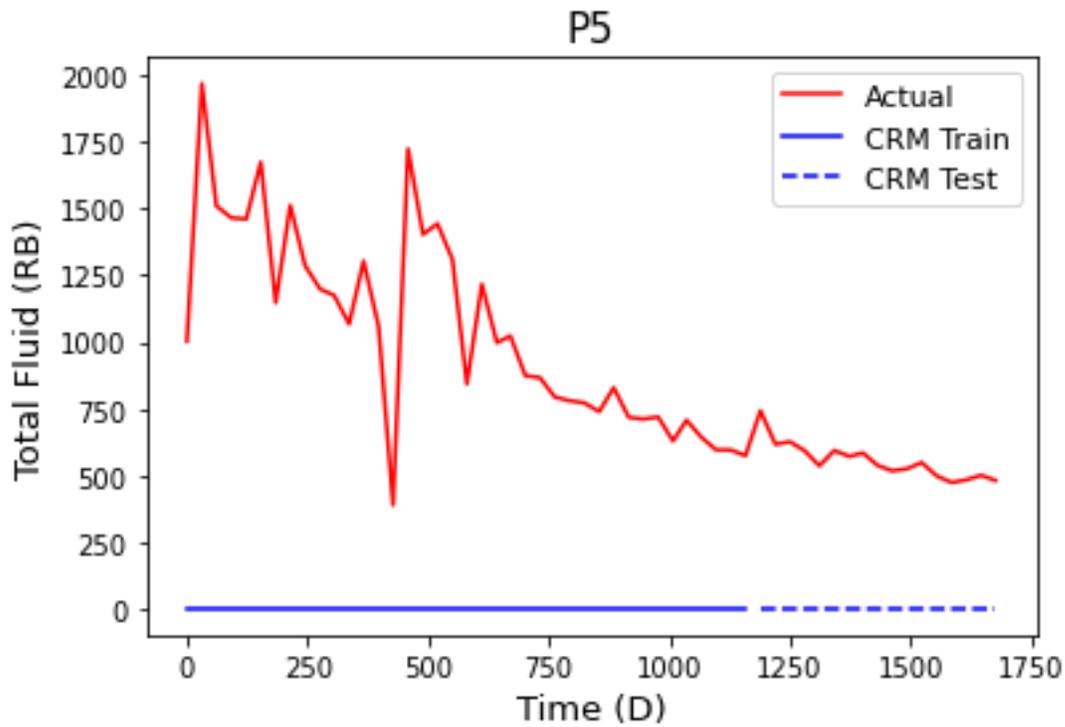


figure 3- 40 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 5

Tableau 3- 15: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 5 sur le champs HABERMEYER

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	1228401.82051094	1108.33290148	0
test	311623.82352798	558.23276823	0

### Observation

Le model n'arrive pas à prédire le débit de production en raison de mauvaise prélèvement de débit.

Même si le model CRMP n'arrive pas à donner des résultats satisfassent, par contre il permet de donner des analyses des courbes expliquant le changement du débit produit en fonction du changement du débit injecte, nous permettons d'avoir une idée sur le potentielle de récupération.

### III.7.3.3. L'application du CRMP sur le champ MONSON

Pour le champ MONSON, Les figures suivantes montrent le profil de production réel (en rouge) des 4 puits ainsi que le débit prédit(train) (en bleu) par le modèle CRMP et (ligne discontinue bleu) le débit prédit(test) et Les résultats de training et de test du modèle CRMP de chaque puits sont représentés dans les tableaux si dessous

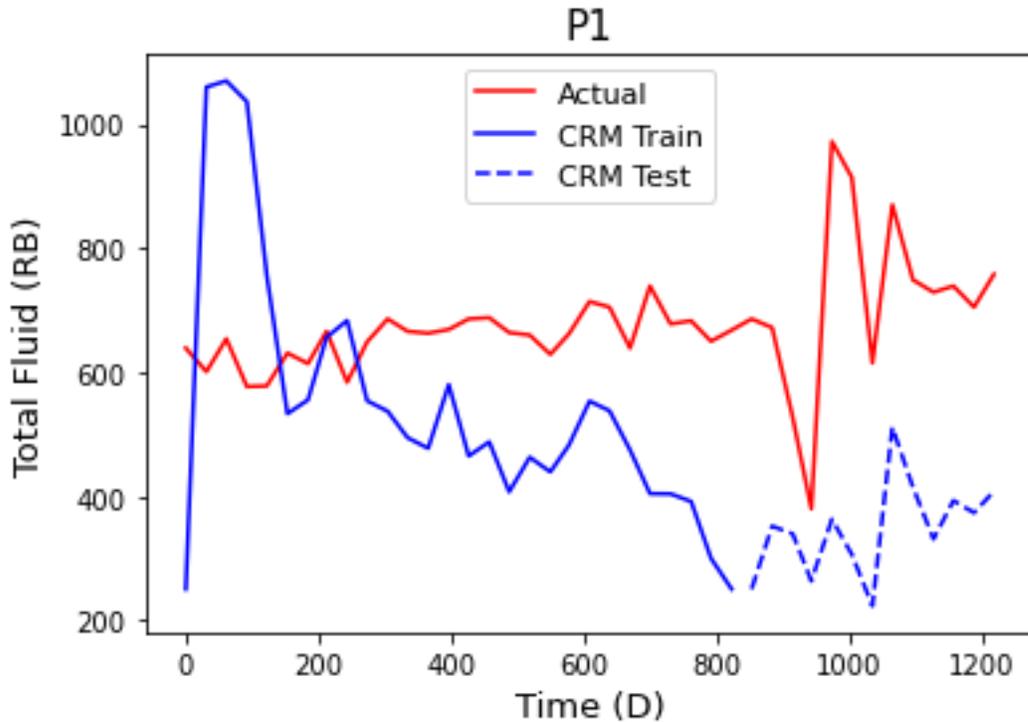


figure 3- 41 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1

Tableau 3- 16: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs MONSON

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	64758.05722611	254.4760445	1.09
test	152613.30468109	390.65752864	0

### Observation

Le model CRMP n'arrive pas à prédire le débit car les datas du puits 1 ne satisfasse pas les conditions de son application

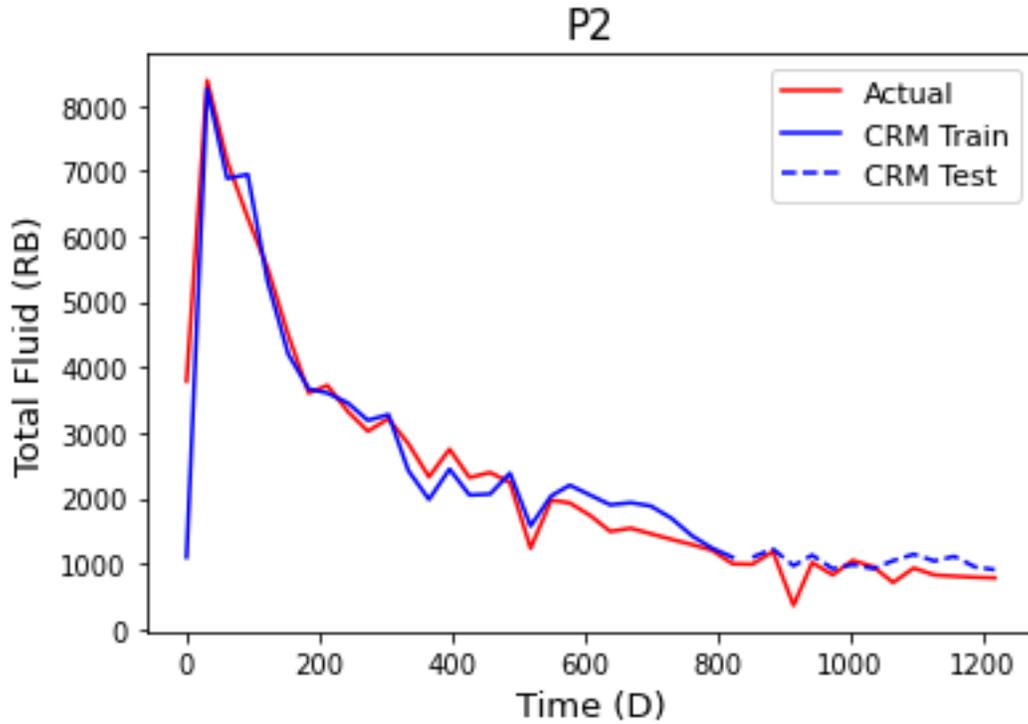


figure 3- 42 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2

Tableau 3- 17: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs MONSON

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	337535.58538792	580.97812815	0.89
test	56869.56577961	238.47340686	0.81

### Observation

Le model CRMP montre d'excellentes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.81.

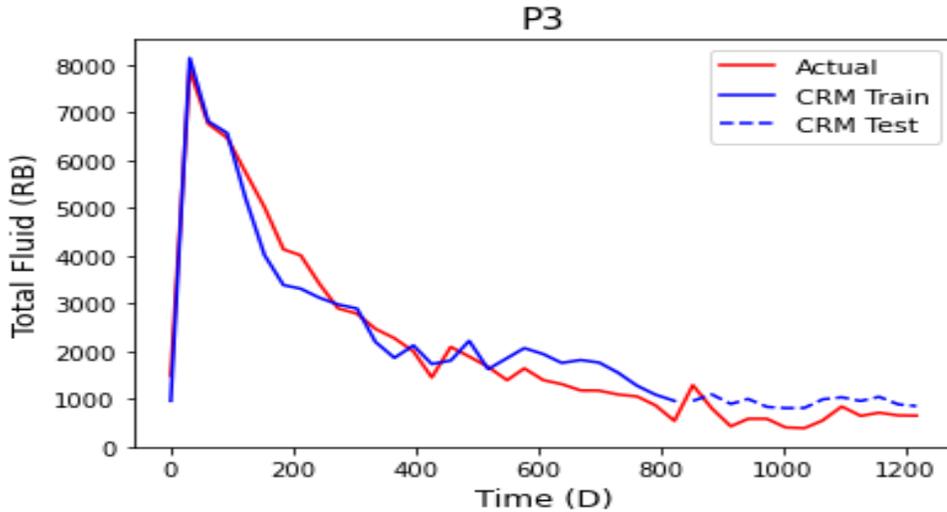


figure 3- 44 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3

Tableau 3- 18 : : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs MONSON

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	195387.31253968	442.02637086	0.83
test	117991.09837547	343.49832369	0.73

### Observation

Le model CRMP montre de bonnes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.73.

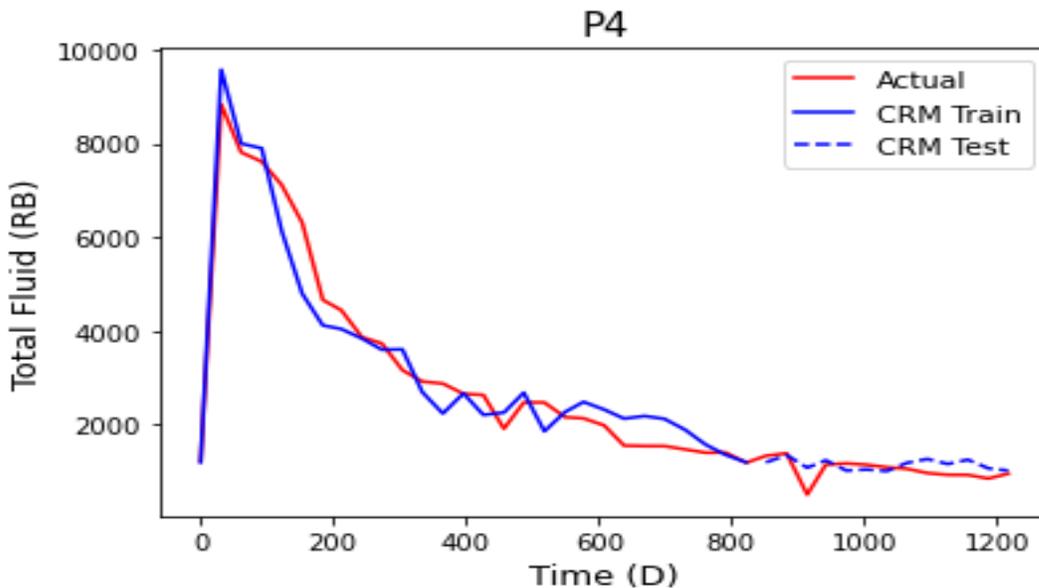


figure 3- 45 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4

Tableau 3- 19 :: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs MONSON

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	260610.58892075	510.50033195	0.85
test	54881.89860826	234.26885966	0.79

### Observation

Le model CRMP montre de bonnes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.79.

L'application du model CRMP présente d'excellent performances de prédiction du débit sur le champ MONSON .

#### III.7.3.4. L'application du CRMP sur le champ MONSON1

Pour le champ MONSON1, Les figures suivantes montrent le profil de production réel (en rouge) des 4 puits ainsi que le débit prédit(train) (en bleu) par le modèle CRMP et (ligne discontinue bleu) le débit prédit(test) et Les résultats de training et de test du modèle CRMP de chaque puits sont représentés dans les tableaux si dessous

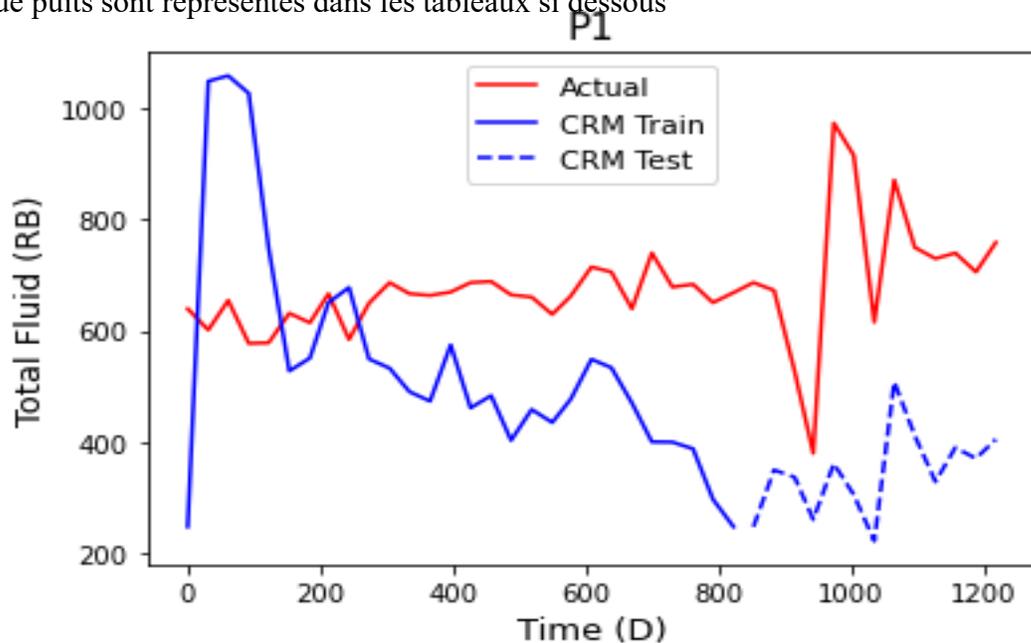


figure 3- 46: Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1

Tableau 3- 20 : : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs MONSON1

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	64799.95272291	254.55834837	0.39
test	154315.3102177	392.8298744	0.13

### Observation

Le model CRMP n'arrive pas à prédire le débit de production du puits 1 en raison du manque des donner de production.

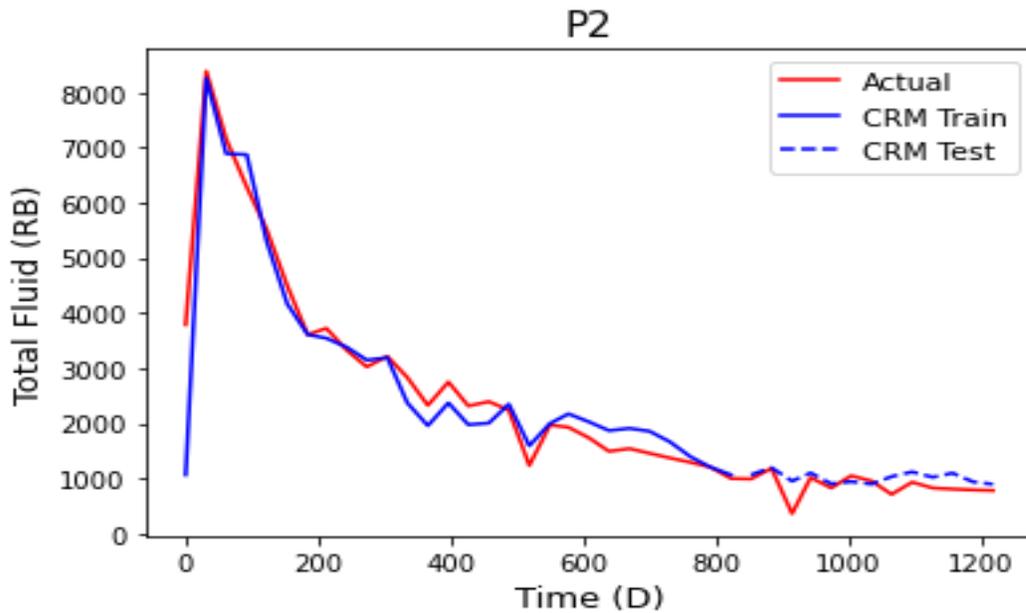


figure 3- 47 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2

Tableau 3- 21 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs MONSON1

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	343565.25584152	586.14439846	0.96
test	51931.68890963	227.88525382	0.89

### Observation

Le model CRMP montre de très bonne performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.89.

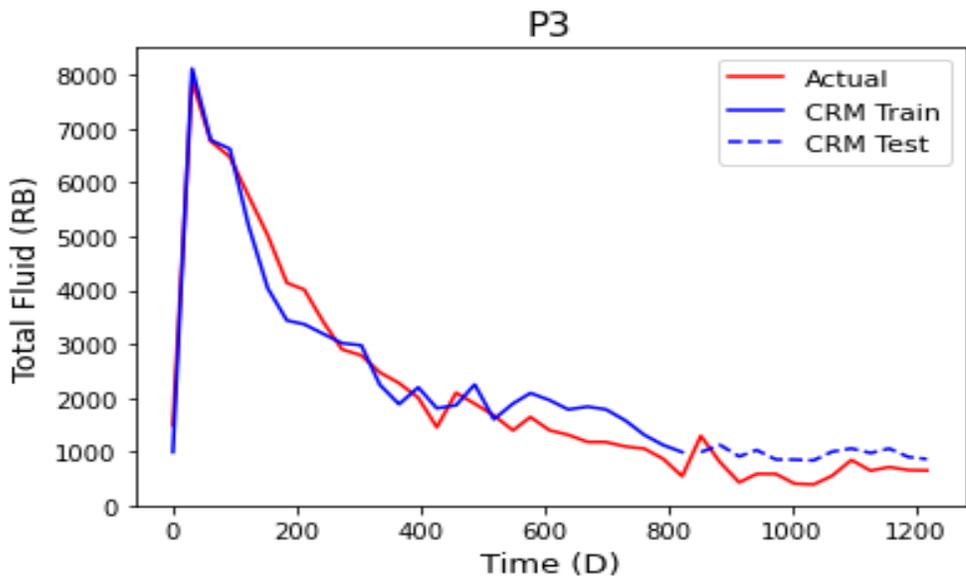


figure 3- 48 : : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3

Tableau 3- 22 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs MONSON1

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	343565.25584152	443.02675001	0.85
test	196272.70122488	358.58533502	0.71

### Observation

Le model CRMP montre de bonne performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.71.

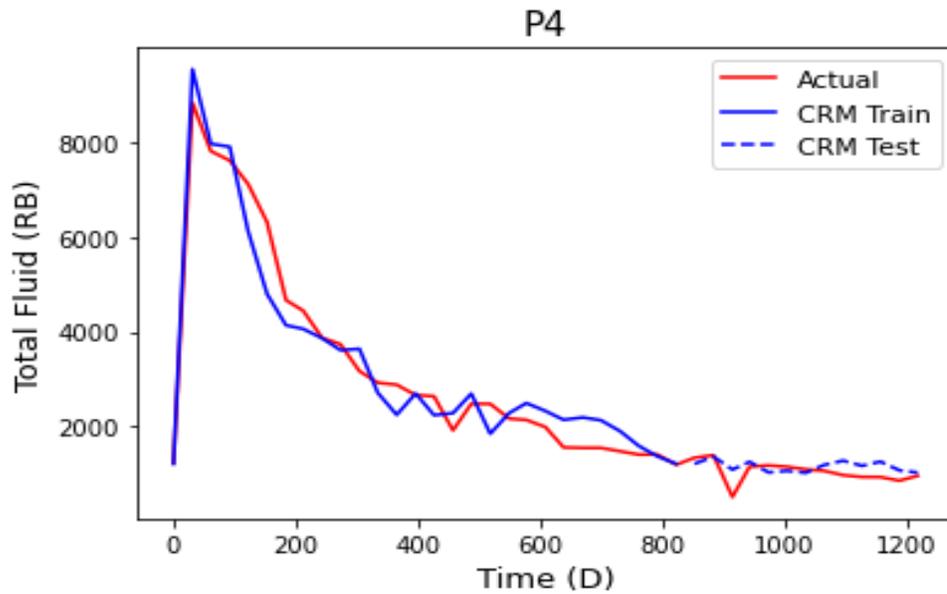


figure 3- 49 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4

Tableau 3- 23: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs MONSON1

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	343565.25584152	511.01567555	0.83
test	196272.70122488	235.08348605	0.79

### Observation

Le model CRMP montre de bonnes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.79

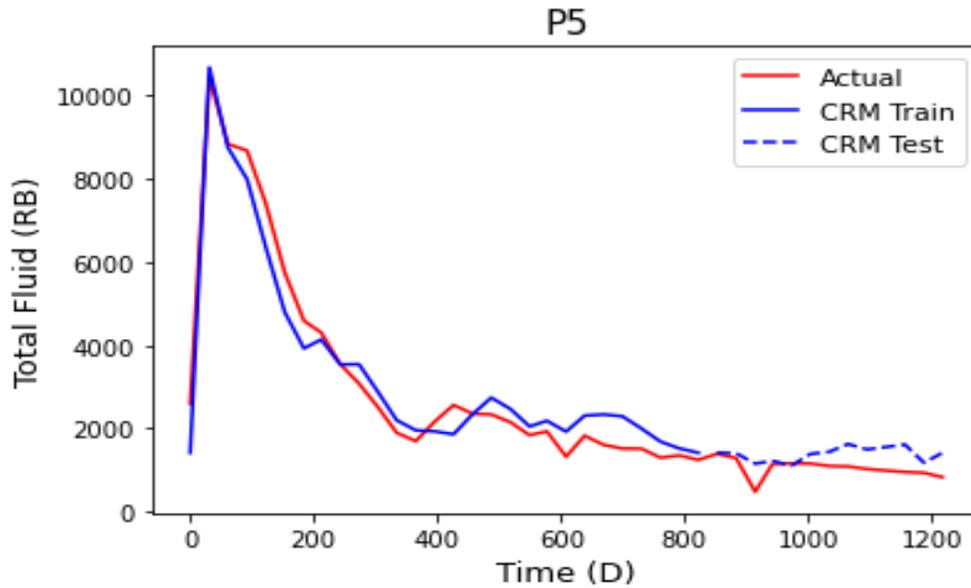


figure 3- 50 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 5

Tableau 3- 24 : erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 5 sur le champs MONSON1

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	286047.64213689	534.8342193	0.84
test	178171.22401906	422.10333334	0.81

### Observation

Le model CRMP montre de bonnes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.81.

L'application du model CRMP présente d'excellent performances de prédiction du débit pour le champ MONSON1

### III.7.3.5. L'application du CRMP sur le champ GULFAKS

Pour le champ GULFAKS, Les figures suivantes montrent le profil de production réel (en rouge) des 4 puits ainsi que le débit prédit(train) (en bleu) par le modèle CRMP et (ligne discontinue bleu) le débit prédit(test) et Les résultats de training et de test du modèle CRMP de chaque puits sont représentés dans les tableaux si dessous

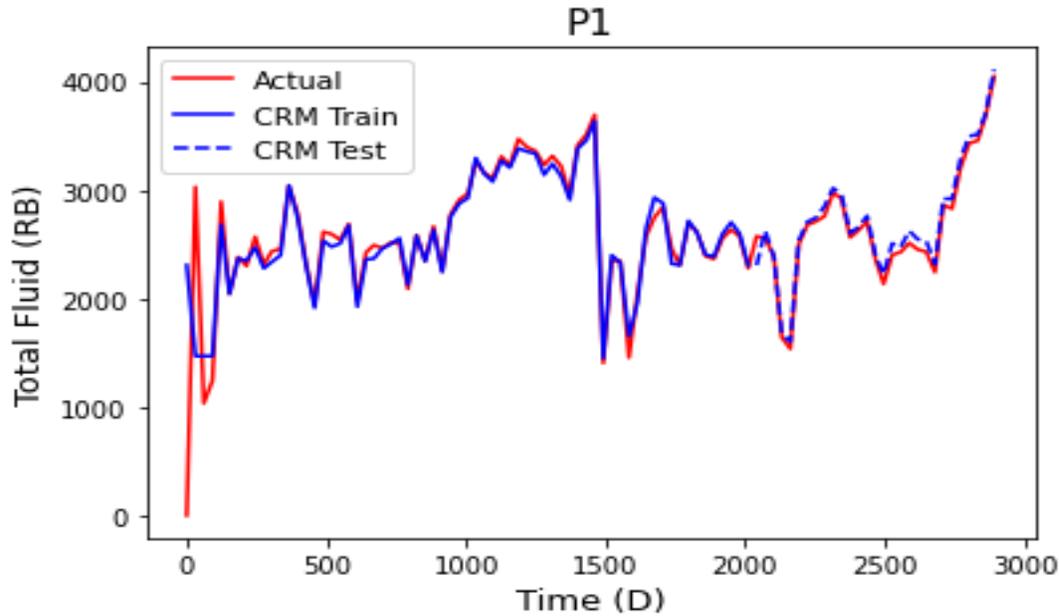


figure 3- 51 : : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2

Tableau 3- 25: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 1 sur le champs GULFAKS

Erreure	MSE	RMSE	R2
Tain	123780.67258728	351.8247754	0.98
test	6586.95937828	81.16008488 26	0.97

#### Observation

Le model CRMP montre des excellentes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.97.

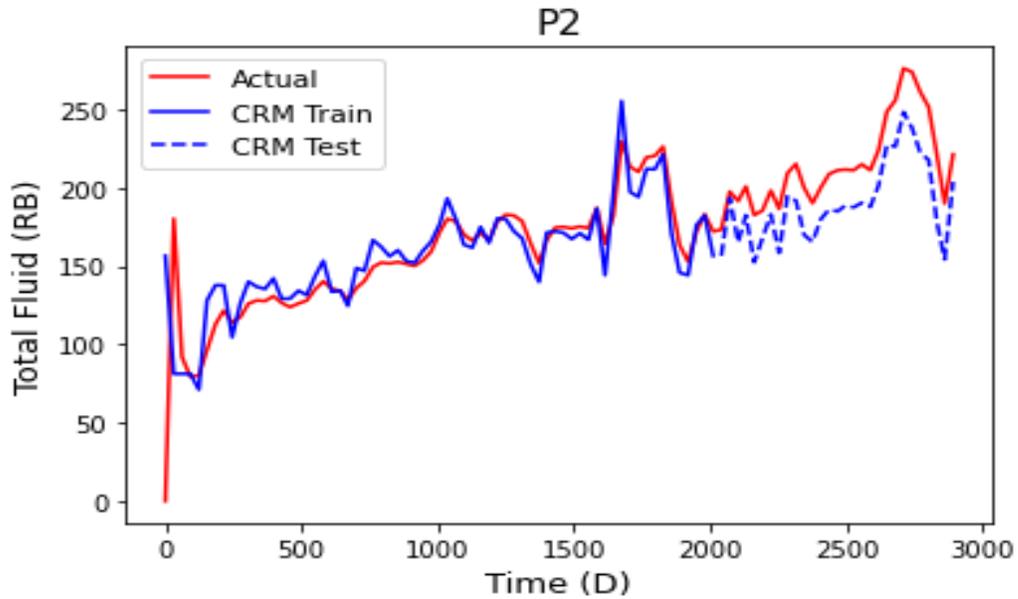


figure 3- 52 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2

Tableau 3- 26: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 2 sur le champs GULFAKS

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	630.35653677	25.10690217	0.95
test	678.43879586	26.0468577	0.87

### Observation

Le model CRMP montre des excellentes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.87.

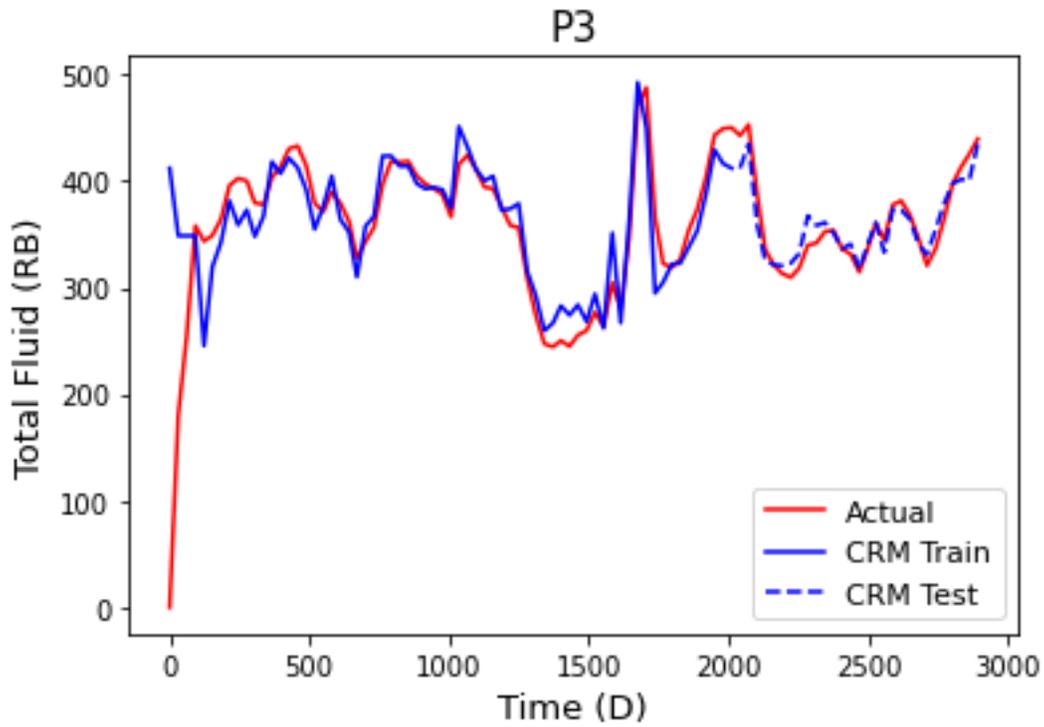


figure 3- 53 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3

Tableau 3- 27: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 3 sur le champs GULFAKS

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	3667.50230233	60.55990672	0.94
test	189.09407294	13.75114806	0.95

### Observation

Le model CRMP montre des excellentes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.95.

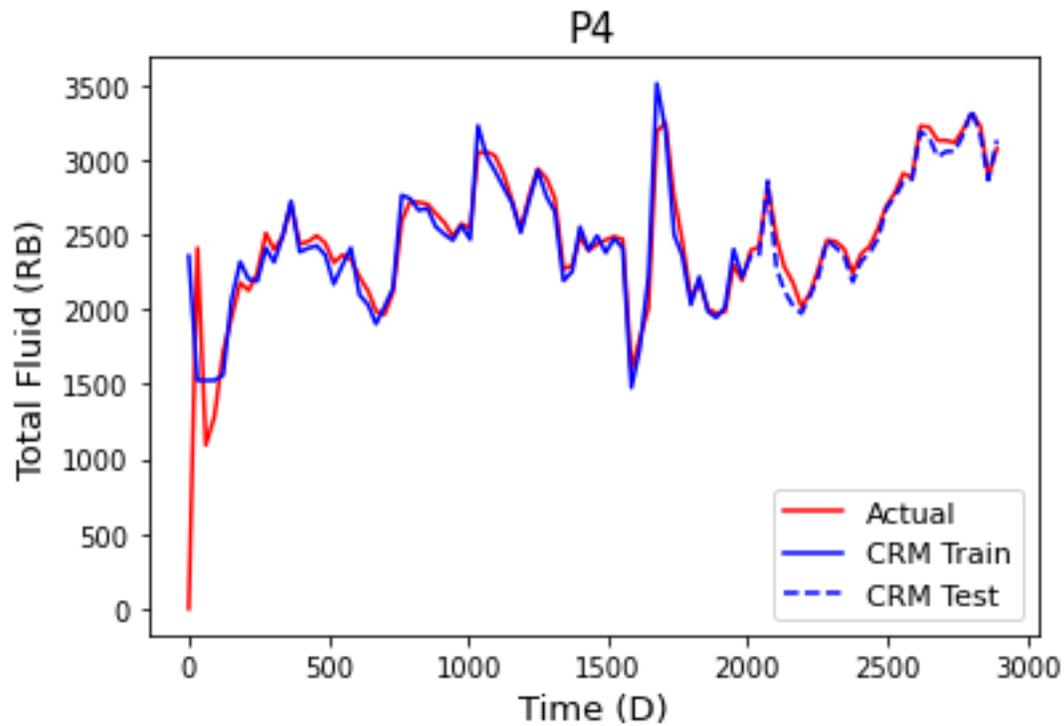


figure 3- 54 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4

Tableau 3- 28: erreurs de training et du test du CRMP pour le puits 4 sur le champs GULFAKS

Erreur	MSE	RMSE	R2
Tain	106806.45124007	326.81256286	0.98
test	5421.14656494	73.62843584	0.97

### Observation

Le model CRMP montre des excellentes performances de prédiction du débit, il réussit à prédire le débit réel avec un coefficient de détermination de l'ordre de 0.97.

Pour le champ GULFAKS le model CRMP a réussi à prédire un débit proche du débit réel sur l'ensemble du champ

### **III.8. Conclusion**

Ce projet s'est porté sur une application du CRM sur des données proposer par (SPE). Bien que les champs présentent une injection d'eau périphérique, ce qui rend l'analyse plus compliquée, des résultats assez positifs ont été obtenus. L'étude a montré une bonne fiabilité du CRM et sa capacité en tant qu'outil de correspondance historique et d'optimisation de la performance des réservoirs sous injection d'eau avec un minimum de données disponibles sur le réservoir (historique de production et d'injection).

Pour l'application du model CRMT, nous avons réussis à obtenir des résultats plus que satisfont, on a réussi à prédire un débit de production s'approchant de la réalité sure l'ensemble des champs étudier. Le model CRMP arrive aussi à pouvoir donner des résultats très proches de la réalité.

Le modèle CRM(capacity-résistance-model) donne des résultats très fiable, nous permettons de comprendre l'écoulement dans le réservoir et optimiser l'économie du projet.

## Chapitre IV : Prédiction de la production par LSTM

### IV.1. Introduction

Les réseaux de neurones sont largement utilisés dans différents domaines tels que la vision par ordinateur, le traitement du langage naturel, la reconnaissance vocale et la prédiction de séries temporelles. Leur efficacité réside dans leur capacité à résoudre des problèmes complexes et non linéaires.

Un réseau de neurones est composé de neurones artificiels ou perceptrons, qui sont les unités de base. Chaque neurone reçoit des entrées pondérées, les combine à l'aide d'une fonction d'activation, puis produit une sortie. Les neurones sont organisés en couches, comprenant une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Les connexions entre les neurones sont représentées par des poids, qui sont ajustés pendant le processus d'apprentissage.

L'apprentissage d'un réseau de neurones se fait par rétro-propagation du gradient, une technique d'optimisation qui ajuste les poids du réseau afin de minimiser une fonction de perte ou d'erreur. Cette fonction mesure la différence entre les prédictions du réseau et les valeurs réelles des données d'entraînement. La rétro-propagation du gradient utilise l'algorithme de descente de gradient pour mettre à jour itérativement les poids du réseau en se basant sur la direction de la pente de la fonction de perte.

La capacité des réseaux de neurones à apprendre des représentations hiérarchiques et abstraites des données est l'une de leurs forces. Les couches cachées permettent de capturer des caractéristiques complexes en combinant les caractéristiques plus simples extraites par les couches précédentes. Cette capacité de représentation des données distingue souvent les réseaux de neurones des autres modèles d'apprentissage automatique.

Il existe différents types de réseaux de neurones adaptés à des tâches spécifiques. Parmi eux, on trouve les réseaux de neurones multicouches (MLP), les réseaux de neurones convolutifs (CNN), les réseaux de neurones récurrents (RNN) et les réseaux de neurones générateurs adversaires (GAN), pour n'en citer que quelques-uns. Chaque type de réseau de neurones possède des architectures et des mécanismes d'apprentissage spécifiques.

En conclusion, les réseaux de neurones sont des modèles puissants d'apprentissage automatique qui peuvent être utilisés pour résoudre une variété de problèmes complexes. Leur capacité à apprendre des représentations abstraites des données en fait des outils polyvalents pour l'analyse et la modélisation de données.

## IV.2. La structure de réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est un système de computation utilisé pour trouver la correspondance entre une entrée et une sortie. Il est composé de plusieurs couches, chaque couche contenant un certain nombre de neurones. Chaque neurone de chaque couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Les neurones reçoivent une entrée des neurones de la couche précédente, multiplient le vecteur par des poids, les somment, puis appliquent une fonction d'activation.

La structure la plus couramment utilisée est celle du réseau de neurones multicouche, qui comprend une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée reçoit les données d'entrée et les transmet aux neurones de la couche cachée. Les couches cachées traitent les informations et les transmettent aux neurones de la couche suivante. La couche de sortie produit les résultats finaux du réseau.

Chaque connexion entre les neurones est associée à un poids qui détermine l'importance de cette connexion dans le traitement des informations. Pendant l'apprentissage, ces poids sont ajustés itérativement à l'aide d'algorithmes d'optimisation pour améliorer les performances du réseau.

Il existe d'autres architectures de réseaux de neurones, telles que les réseaux de neurones récurrents (RNN) pour le traitement de séquences et les réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour la vision par ordinateur. Ces architectures utilisent des connexions spécialisées et des opérations adaptées à des types spécifiques de données.

Les deux diagrammes de pipeline et de couches sont assez représentatifs :

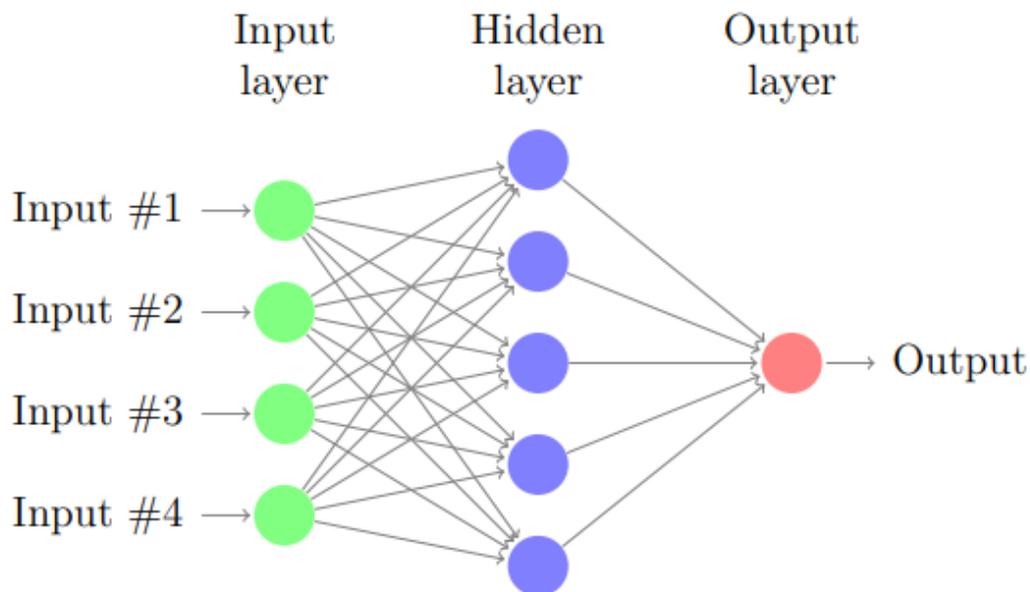


figure 4- 1 : Diagramme des couches d'un réseau neuronal

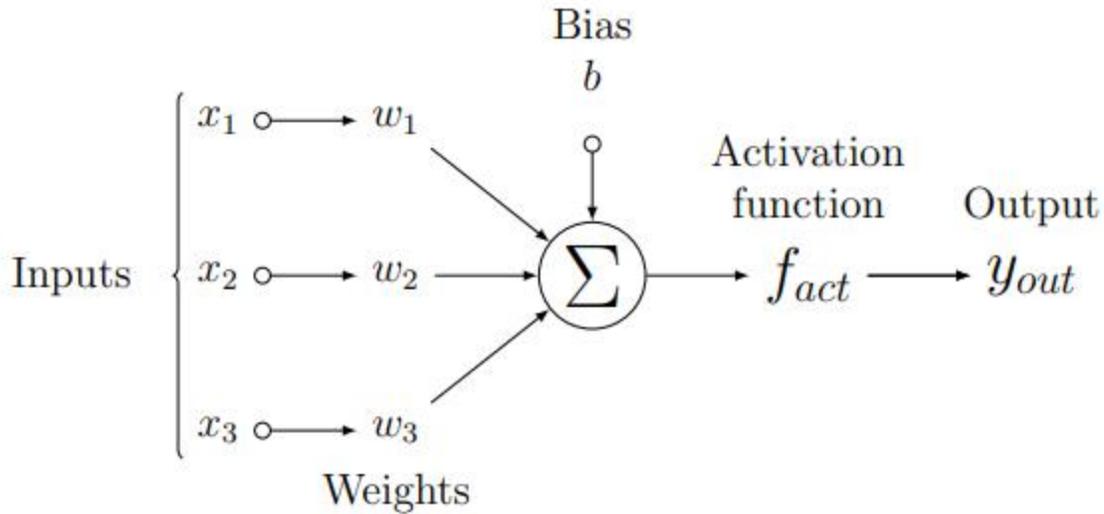


figure 4- 2 : : Diagramme du pipeline du réseau neuronal

### IV.3. Feedforward :

Un réseau de neurones feedforward est un type de réseau de neurones artificiels où l'information circule de manière unidirectionnelle, de la couche d'entrée à la couche de sortie, sans rétroaction ou boucles récurrentes. Les données d'entrée sont introduites dans la couche d'entrée, puis propagées couche par couche jusqu'à la couche de sortie.

Chaque neurone dans une couche reçoit les entrées des neurones de la couche précédente, effectue des calculs en utilisant des poids spécifiques associés à chaque connexion, applique une fonction d'activation, puis transmet les résultats aux neurones de la couche suivante. Ce flux d'informations unidirectionnel permet au réseau de traiter les données séquentiellement et de générer des sorties en fonction des poids et des activations des neurones.

Les poids du réseau sont généralement ajustés lors de la phase d'apprentissage à l'aide d'algorithmes d'optimisation pour améliorer les performances du modèle. Les réseaux de neurones feedforward sont utilisés dans de nombreuses applications telles que la classification, la régression, la reconnaissance d'images et de voix, la traduction automatique, et bien d'autres. Leur structure simple et leur capacité à modéliser des relations complexes entre les données en font des outils puissants pour le traitement de l'information.

Dans le calcul Feedforward, les couches successives s'alimentent les unes les autres dans le sens de l'avancement de l'entrée vers la sortie. L'architecture par défaut des réseaux à action directe suppose que tous les nœuds d'une couche sont connectés à ceux de la couche suivante. Suivant la formule (l'opération se répète pour chaque couche jusqu'à la couche de sortie.) :

$$a^{[l]} = g^{[l]} (W^{[l]} a^{[l-1]} + b^{[l]}) \quad (4.1)$$

$g[l]$  : La fonction d'activation de la couche  $l$ .

$W[l]$  : La matrice des poids

$a[l]$  : Les activations de la couche  $l$ .

$b$  : la valeur du biais (est utile lorsque la somme devient 0).

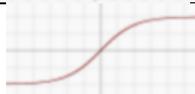
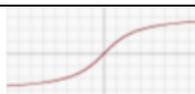
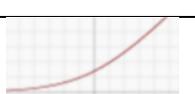
#### **IV.4. Fonction d'activation**

La fonction d'activation est une fonction mathématique appliquée à la sortie d'un neurone dans un réseau neuronal. Elle introduit de la non-linéarité dans le modèle, permettant ainsi au réseau de capturer des relations complexes entre les données. Elle définit comment la somme pondérée de l'entrée est transformée en une sortie à partir d'un ou plusieurs nœuds dans une couche du réseau. La fonction d'activation est parfois appelée "fonction de transfert". Si la plage de sortie de la fonction d'activation est limitée, elle peut être appelée "fonction d'écrasement". De nombreuses fonctions d'activation sont non linéaires et peuvent être appelées "non-linéarité" dans la couche ou la conception du réseau.

Un réseau peut comporter trois types de couches : les couches d'entrée qui prennent les données brutes du domaine, les couches cachées qui prennent les données d'une autre couche et transmettent les données de sortie à une autre couche, et les couches de sortie qui font une prédiction.

Toutes les couches cachées utilisent généralement la même fonction d'activation. Cela est nécessaire étant donné que les réseaux neuronaux sont généralement formés à l'aide de l'algorithme de retro-propagation (Backpropagation of Error), qui requiert la dérivée de l'erreur de prédiction afin de mettre à jour les poids du modèle.

Tableau 4- 1 : Les Fonctions d'Activation les plus connus

Name	Plot	Equation	Dérivative
Identity		$f(x) = x$	$f'(x) = 1$
Binary Step		$f(x) = 0 \text{ for } x < 0$ $1 \text{ for } x \geq 0$	$f'(x) = 0 \text{ for } x \neq 0$ For $x = 0$
Logistic Soft step		$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	$f'(x) = f(x)(1 - f(x))$
Tanh		$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1}$	$f'(x) = 1 - f(x)^2$
Arctanh		$f(x) = \tan^{-1}(x)$	$f'(x) = \frac{1}{x^2 + 1}$
Rectified Linear unit (Relu)		$f(x) = 0 \text{ for } x < 0$ $x \text{ for } x \geq 0$	$f'(x) = 0 \text{ for } x < 0$ $1 \text{ for } x \geq 0$
Parameteric Rectified Linear unit (PReLU)		$f(x) = ax \text{ for } x < 0$ $x \text{ for } x \geq 0$	$f'(x) = a \text{ for } x < 0$ $1 \text{ for } x \geq 0$
Exponential Linear unit (ELU)		$f(x) = a(e^x - 1) \text{ for } x < 0$ $x \text{ for } x \geq 0$	$f'(x) = f(x) + a \text{ for } x < 0$ $1 \text{ for } x \geq 0$
SoftPlus		$f(x) = \log_e(1 + e^x)$	$f'(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$

#### IV.5. Entraînement du réseau

Les étapes générales impliquées dans le processus d'entraînement d'un réseau neuronal :

1. Collecte des données : La première étape consiste à collecter un ensemble de données approprié pour l'entraînement de votre réseau. Les données peuvent être structurées (par exemple, des tableaux) ou non structurées (par exemple, des images, du texte). Assurez-vous d'avoir suffisamment de données pour obtenir des résultats significatifs.[19]
2. Prétraitement des données : Les données brutes doivent souvent être prétraitées avant d'être utilisées pour l'entraînement du réseau. Cela peut inclure des étapes telles que la normalisation des données, le redimensionnement des images, la suppression du bruit, etc.

3. Séparation des données : Les données sont généralement divisées en trois ensembles distincts : l'ensemble d'entraînement, l'ensemble de validation et l'ensemble de test. L'ensemble d'entraînement est utilisé pour ajuster les paramètres du réseau, l'ensemble de validation est utilisé pour optimiser les hyper-paramètres et l'ensemble de test est utilisé pour évaluer les performances finales du modèle
4. Construction du réseau neuronal : Vous devez choisir une architecture de réseau appropriée pour votre tâche spécifique. Cela peut être un réseau à convolution (CNN) pour la vision par ordinateur, un réseau récurrent (RNN) pour le traitement du langage naturel ou d'autres architectures en fonction du problème à résoudre.
5. Initialisation des poids : Les poids du réseau sont généralement initialisés de manière aléatoire avant l'entraînement. Cela peut être fait en utilisant différentes méthodes, telles que l'initialisation uniforme, l'initialisation normale, etc.
6. Entraînement du réseau : Dans cette étape, les données d'entraînement sont utilisées pour ajuster les poids du réseau à l'aide d'une technique d'optimisation telle que la descente de gradient stochastique (SGD) ou ses variantes. Le réseau est exposé aux exemples d'entraînement à plusieurs reprises, et les poids sont ajustés progressivement pour minimiser la fonction de perte.
7. Validation et ajustement des hyper-paramètres : Pendant l'entraînement, vous pouvez utiliser l'ensemble de validation pour surveiller les performances du modèle. Vous pouvez ajuster les hyper-paramètres tels que le taux d'apprentissage, la taille du lot (batch size), le nombre d'itérations, etc., pour améliorer les performances du modèle.[
8. Évaluation du modèle : Une fois l'entraînement terminé, vous pouvez évaluer les performances du modèle en utilisant l'ensemble de test. Cela vous donnera une estimation réaliste de la capacité de généralisation du modèle sur de nouvelles données.
9. Ajustement et réentraînement : Si les performances du modèle ne sont pas satisfaisantes, vous pouvez ajuster l'architecture du réseau, les hyper-paramètres ou recueillir davantage de données, puis répéter les étapes précédentes.

## **IV.6. Réseaux de Neurones Récurrents (RNN) :**

Les réseaux de neurones récurrents (RNN) sont une classe de réseaux neuronaux qui sont spécialement conçus pour traiter des données séquentielles. Contrairement aux réseaux de neurones classiques, les RNN peuvent conserver une mémoire interne qui leur permet de prendre en compte l'ordre et la dépendance temporelle des données.

La principale caractéristique des RNN est leur capacité à propager des informations à travers le temps. Chaque neurone d'un RNN reçoit une entrée à chaque instant de temps et produit une sortie, qui est également transmise au neurone suivant. Ainsi, les informations sont rétro-

alimentées dans le réseau, permettant au RNN de conserver une mémoire de l'historique des entrées précédentes.

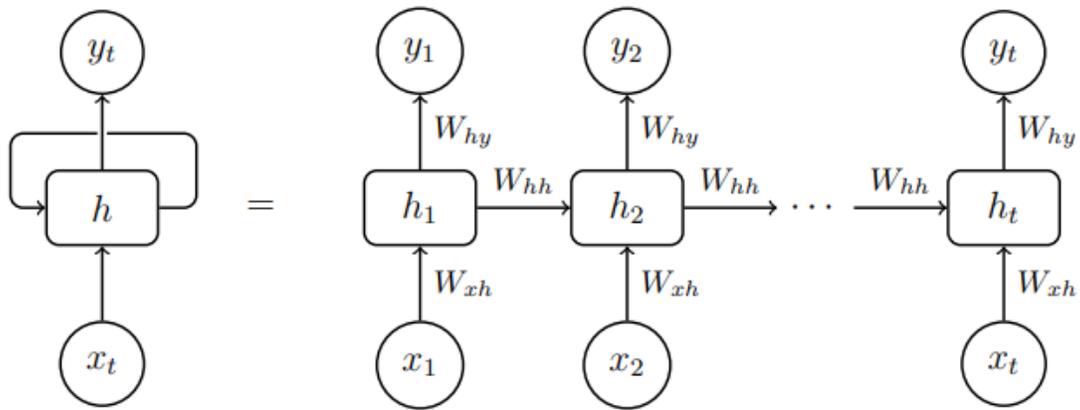


figure 4- 3 : La Structure d'un Réseau de Neurones Récurrents

#### IV.6.1. Réseau de neurones récurrents simples (RNN) :

Il s'agit du type de RNN de base où chaque neurone reçoit une entrée et renvoie une sortie, qui est également transmise au neurone suivant dans la séquence. Cependant, les RNN simples souffrent souvent du problème de disparition ou d'explosion du gradient lors de l'apprentissage de longues séquences.

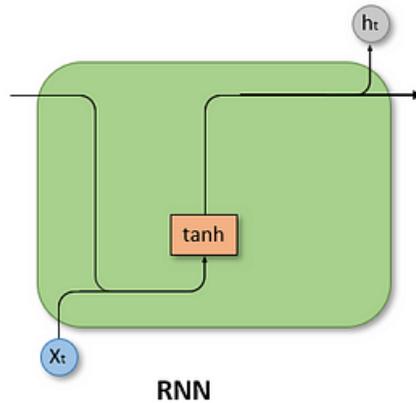


figure 4- 4 : : La Structure d'un Réseau RNN

### **IV.6.2. Long Short-Term Memory (LSTM)**

Long Short-Term Memory (LSTM) est une variante populaire des réseaux de neurones récurrents (RNN) qui a été introduite pour résoudre le problème de la rétention à long terme de l'information dans les RNN traditionnels et le problème de disparition ou d'explosion du gradient lors de l'apprentissage de séquences à long terme.

Les LSTM utilisent des unités de mémoire spéciales appelées "cellules LSTM" pour stocker et récupérer des informations sur une longue séquence. Chaque cellule LSTM contient une mémoire à long terme et une mémoire à court terme, qui sont contrôlées par différentes portes. La structure d'un réseau Long Short-Term Memory (LSTM) est composée de plusieurs cellules LSTM interconnectées, formant une architecture récurrente. Chaque cellule LSTM a une structure interne qui lui permet de stocker et de manipuler l'information sur une longue séquence de données.

#### **IV.6.2.1. La structure générale d'une cellule LSTM :**

**Entrée (Input) :** À chaque étape de temps, la cellule LSTM reçoit une entrée. Cela peut être une donnée séquentielle, comme un mot dans une phrase, un élément d'une série temporelle, etc. L'entrée est généralement représentée par un vecteur.

**État caché (Hidden State) :** Chaque cellule LSTM a un état caché qui représente la mémoire à court terme de la cellule. L'état caché contient des informations sur l'historique des entrées précédentes et peut être transmis d'une cellule à l'autre dans la séquence.

**Cellule mémoire (Memory Cell) :** La cellule mémoire est la composante principale d'une cellule LSTM. Elle stocke et manipule l'information à long terme. La cellule mémoire a des connexions avec la porte d'oubli, la porte d'entrée et la porte de sortie.

**Porte d'oubli (Forget Gate) :** La porte d'oubli détermine quelles informations de la cellule mémoire doivent être oubliées ou conservées (contrôle ces informations pour les conservées ou les rejetées au moment  $t$ ). Elle prend en entrée l'état caché précédent et l'entrée actuelle, puis génère un nombre entre 0 et 1 pour chaque élément de la cellule mémoire. Une valeur proche de 0 signifie que l'information est oubliée, tandis qu'une valeur proche de 1 signifie qu'elle est conservée.

**Porte d'entrée (Input Gate) :** La porte d'entrée contrôle l'ajout de nouvelles informations à la cellule mémoire au moment  $t$ . Elle détermine quelles parties de la nouvelle entrée doivent être ajoutées à la cellule mémoire en utilisant des fonctions d'activation telles que la sigmoïde et la tangente hyperbolique.

**Porte de sortie (Output Gate) :** La porte de sortie détermine la sortie finale de la cellule LSTM en se basant sur l'état caché et la cellule mémoire, elle contrôle la sortie finale de la cellule au moment  $t$ . Elle filtre la cellule mémoire à l'aide de la fonction d'activation sigmoïde et applique ensuite la fonction d'activation tanh pour générer la sortie finale.

Les valeurs des portes d'entrée, d'oubli et de sortie sont calculées à l'aide des équations suivante :

$$i_t = \sigma (W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} - 1 + W_{Ci}c_{t-1} \quad ct + b_i \quad (4.2)$$

$$f_t = \sigma (W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} - 1 + W_{Cf}c_{t-1} \quad ct + b_f \quad (4.3)$$

$$o_t = \sigma (W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} - 1 + W_{Co}c_{t-1} \quad ct + b_o \quad (4.4)$$

Les portes d'entrée, d'oubli et de sortie sont calculées au temps t en utilisant des ensembles de poids et de biais ( $W_{xi}, W_{hi}, W_{ci}, b_i$ ), ( $W_{xf}, W_{hf}, W_{cf}, b_f$ ) et ( $W_{xo}, W_{ho}, W_{co}, b_o$ ) qui contrôle comment chacun de  $x_t$ ,  $h_{t-1}$  et  $c_{t-1}$  affecte la valeur du porte respectivement. Une fonction sigmoïde est utilisée pour convertir les valeurs dans l'intervalle de 0 à 1. A chaque étape t, un état de cellule candidate  $c_t$  est calculé en utilisant des poids et un terme de biais ( $W_{xc}, W_{hc}, b_c$ ) qui fait correspondre les valeurs de l'entrée  $x_t$  et de l'état cache précédent  $h_{t-1}$  à l'état de la cellule candidate. Comme le nom l'indique,  $c_t$  sert de candidat pour remplacer l'état actuel de la cellule  $c_t$  au moment t. L'état de la cellule au moment t est obtenu en utilisant la porte d'oubli pour contrôler quelles informations sont conservées de l'état de la cellule précédente et la porte d'entrée pour contrôler quelles informations sont conservées de l'état de la cellule candidate. La sortie finale de la cellule est calculée en utilisant l'état actuel de la cellule  $c_t$  et la porte de sortie selon l'équation :

$$c_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c \quad (4.5)$$

$$c_t = f_t c_{t-1} + i_t c_t \quad (4.6)$$

$$h_t = o_t \tanh(c_t) \quad (4.7)$$

Mise à jour de la cellule mémoire (Update Memory) : Cette étape met à jour la cellule mémoire en utilisant la porte d'entrée et la fonction d'activation tanh. Elle combine les nouvelles informations sélectionnées avec l'ancienne cellule mémoire, en donnant plus de poids aux informations importantes.

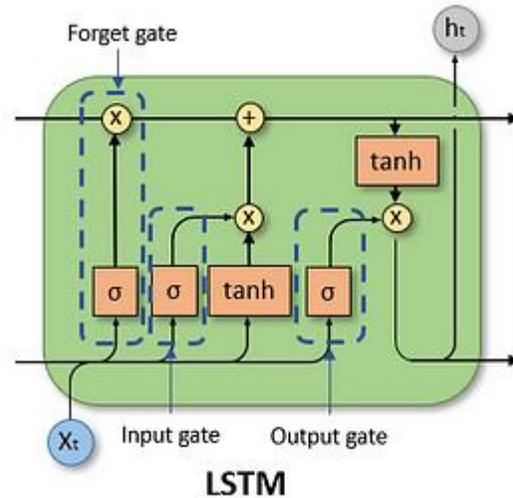


figure 4- 5 : La Structure d'un Réseau LSTM

Dans une architecture LSTM complète, plusieurs cellules LSTM sont empilées en séquence pour former un réseau récurrent profond. Les sorties d'une cellule LSTM sont généralement transmises comme entrées à la cellule suivante, permettant ainsi la propagation de l'information à travers la séquence. Dans une architecture LSTM complète, plusieurs cellules LSTM sont empilées en séquence pour former un réseau récurrent profond. Les sorties d'une cellule LSTM sont généralement transmises comme entrées à la cellule suivante, permettant ainsi la propagation de l'information à travers la séquence.[20]

#### IV.6.2.2. Les taches des LSTM

Les LSTM (Long Short-Term Memory) peuvent être utilisés pour diverses tâches dans le domaine de l'apprentissage automatique, on peut citer :

**Prédiction de séries temporelles :** Les LSTM sont souvent utilisés pour prédire des valeurs futures dans des séries temporelles

**Classification de séquences :** Les LSTM peuvent être utilisés pour la classification de séquences, où une séquence d'entrée est classée dans une ou plusieurs catégories

**Traduction automatique :** Les LSTM sont couramment utilisés dans les modèles de traduction automatique pour capturer les relations à long terme entre les mots ou les symboles dans une séquence.

**Reconnaissance de la parole :** Les LSTM sont utilisés dans les systèmes de reconnaissance de la parole pour modéliser les dépendances temporelles dans les signaux audio.

Génération de texte : Les LSTM sont capables de générer du texte de manière séquentielle.

Reconnaissance d'entités nommées : Les LSTM sont utilisés pour extraire des informations spécifiques telles que les noms de personnes, les lieux ou les dates à partir de texte non structuré.

Modélisation de langage : Les LSTM sont utilisés pour modéliser la probabilité d'une séquence de mots dans un langage donné.

Résumé automatique : Les LSTM peuvent être utilisés pour générer des résumés automatiques de textes longs.

Ces tâches sont quelques exemples parmi de nombreuses autres applications des LSTM. Leur capacité à modéliser les dépendances à long terme les rend adaptés au traitement de données séquentielles complexes dans une variété de domaines.

#### **IV.6.2.3. Applications des LSTM dans le domaine de génie pétrolier**

Les réseaux de neurones récurrents à mémoire à court terme (LSTM) ont trouvé des applications dans divers domaines, y compris le génie pétrolier. L'applications des LSTM dans le domaine de génie pétrolier se manifeste on :

Prédiction de la production pétrolière : Les LSTM peuvent être utilisés pour prédire la production pétrolière en analysant les données historiques de production, les données géologiques et d'autres facteurs pertinents. Ces modèles de prédiction peuvent aider les entreprises pétrolières à planifier leurs opérations et à optimiser la production.

Détection des anomalies : Les LSTM peuvent être utilisés pour détecter les anomalies dans les données de production pétrolière.

Optimisation des opérations : Les LSTM peuvent être utilisés pour optimiser les opérations pétrolières, telles que la gestion des réservoirs et la planification des forages.

Modélisation de la dynamique des réservoirs : Les LSTM peuvent être utilisés pour modéliser la dynamique des réservoirs pétroliers. En intégrant des données géologiques, des données de production et d'autres variables pertinentes, les modèles LSTM peuvent prédire l'évolution du comportement du réservoir au fil du temps.

Prédiction des prix du pétrole : Les LSTM peuvent également être utilisés pour prédire les prix du pétrole en analysant les données historiques des prix, ainsi que d'autres variables économiques et géopolitiques.

Il convient de noter que l'utilisation des LSTM dans le génie pétrolier est encore relativement nouvelle et en développement. Cependant, ces techniques d'apprentissage automatique offrent un potentiel prometteur pour améliorer l'efficacité et les performances de l'industrie pétrolière.

#### **IV.6.2.4. Les limitations et les avantages des LSTM**

Les LSTM (Long Short-Term Memory) présentent à la fois des avantages et des limitations. Voici quelques-uns des principaux avantages et limitations des LSTM :

##### **Avantages des LSTM :**

Capacité à gérer les dépendances à long terme : Contrairement aux réseaux de neurones classiques, les LSTM sont conçus pour traiter les dépendances à long terme dans les séquences de données.

Mémoire à court terme : Les LSTM possèdent une mémoire interne qui leur permet de mémoriser et d'accéder à des informations précédemment traitées. Cela leur permet de conserver des informations importantes sur une longue séquence, même si elles sont éloignées dans le temps, et de les utiliser pour prendre des décisions.

Réduction du problème de disparition du gradient : Les LSTM sont conçus pour résoudre le problème de disparition du gradient, qui se produit lors de l'entraînement des réseaux de neurones récurrents traditionnels sur de longues séquences.

##### **Limitations des LSTM :**

Complexité et temps de calcul : Les LSTM sont relativement plus complexes que les réseaux de neurones classiques, ce qui les rend plus coûteux en termes de ressources de calcul et de mémoire.

Sensibilité aux données bruitées : Comme tout modèle d'apprentissage automatique, les LSTM sont sensibles aux données bruitées ou aux valeurs aberrantes.

Interprétable limitée : Les LSTM sont souvent considérés comme des boîtes noires en raison de leur complexité.

Il est important de noter que malgré ces limitations, les LSTM restent un outil puissant pour traiter les données séquentielles et ont été largement utilisés avec succès dans de nombreux domaines, y compris le traitement du langage naturel, la vision par ordinateur et les prédictions de séries temporelles.

### IV.6.3. Gated Recurrent Units

Les Gated Recurrent Units (GRU) sont une variante des réseaux de neurones récurrents (RNN) qui ont été introduits pour améliorer la capacité des RNN à capturer les dépendances temporelles à long terme tout en simplifiant leur architecture par rapport aux LSTM (Long Short-Term Memory).

Les GRU utilisent des mécanismes de portes pour réguler le flux d'informations et contrôler la propagation de l'information à travers les étapes de temps. Ils sont constitués des éléments suivants : État caché (Hidden State), Porte de réinitialisation (Reset Gate), Porte de mise à jour (Update Gate), 4. Nouvelle valeur candidate (Candidate New Value), Mise à jour de l'état caché (Hidden State Update)

L'architecture GRU simplifie l'architecture des LSTM en fusionnant la porte d'oubli et la porte d'entrée en une seule porte de réinitialisation, et en fusionnant l'état caché et la cellule mémoire en une seule variable. Cette simplification permet aux GRU d'être plus faciles à entraîner et à interpréter que les LSTM, tout en maintenant une bonne capacité à capturer les dépendances à long terme

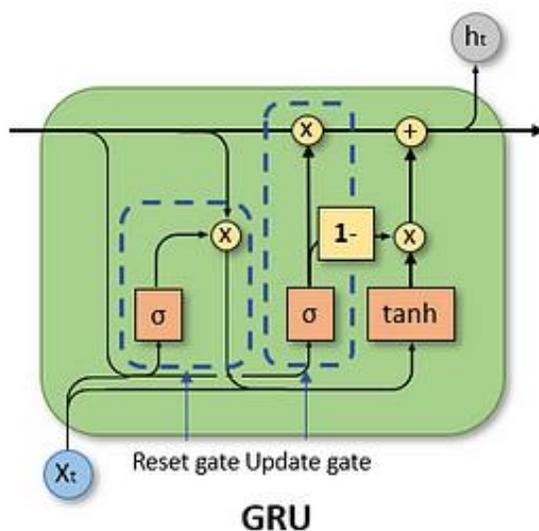


figure 4- 6: La Structure d'un Réseau GRU

Les GRU ont été largement utilisés dans diverses tâches telles que la traduction automatique, la génération de texte, la reconnaissance vocale, la modélisation du langage, etc., où ils ont montré de bonnes performances et une efficacité dans le traitement des séquences.

#### IV.6.4. La différence entre les RNN standard (Vanille) , LSTM et GRU

Les réseaux de neurones récurrents (RNN) standard, les LSTM (Long Short-Term Memory) et les GRU (Gated Recurrent Unit) sont tous des variantes des réseaux de neurones récurrents. Ils diffèrent principalement dans leur capacité à gérer les problèmes de dépendances à long terme et le contrôle de l'information qu'ils conservent.

**RNN standard (Vanilla RNN) :** Les RNN standard sont les plus simples des réseaux de neurones récurrents. Ils prennent une séquence d'entrées et utilisent une seule couche de neurones récurrents pour propager l'information d'un pas de temps à l'autre. Cependant, ils souffrent du problème de la disparition ou de l'explosion du gradient lors de l'apprentissage de séquences à long terme. Cela signifie que les RNN standard ont du mal à capturer les dépendances temporelles à long terme dans les données séquentielles.

**LSTM (Long Short-Term-Memory) :** Les LSTM ont été introduits pour résoudre le problème de la rétention à long terme de l'information dans les RNN standard. Les LSTM utilisent des cellules LSTM spéciales qui ont une architecture plus complexe avec des mécanismes de portes (portes d'oubli, d'entrée et de sortie). Ces portes permettent au modèle de contrôler l'information qu'il conserve et qu'il oublie au fil du temps. Les LSTM peuvent ainsi mieux capturer les dépendances à long terme et éviter les problèmes de disparition ou d'explosion du gradient.

**GRU (Gated Recurrent Unit) :** Les GRU sont une variante des LSTM qui cherchent à simplifier leur architecture. Les GRU utilisent également des mécanismes de portes pour réguler le flux d'informations, mais ils fusionnent les portes d'oubli et d'entrée en une seule porte appelée "porte de réinitialisation". De plus, ils suppriment l'état de cellule séparé et fusionnent l'état caché et la cellule mémoire en une seule variable. Cette simplification permet aux GRU d'être plus faciles à entraîner et à interpréter que les LSTM, tout en conservant une bonne capacité à capturer les dépendances à long terme.

En résumé, les LSTM et les GRU sont des améliorations des RNN standard pour traiter les problèmes de dépendances à long terme dans les données séquentielles. Les LSTM utilisent des mécanismes de portes plus complexes pour gérer l'information, tandis que les GRU simplifient l'architecture en fusionnant certaines portes. Le choix entre LSTM et GRU dépend souvent de la tâche spécifique et des performances observées lors de l'entraînement.

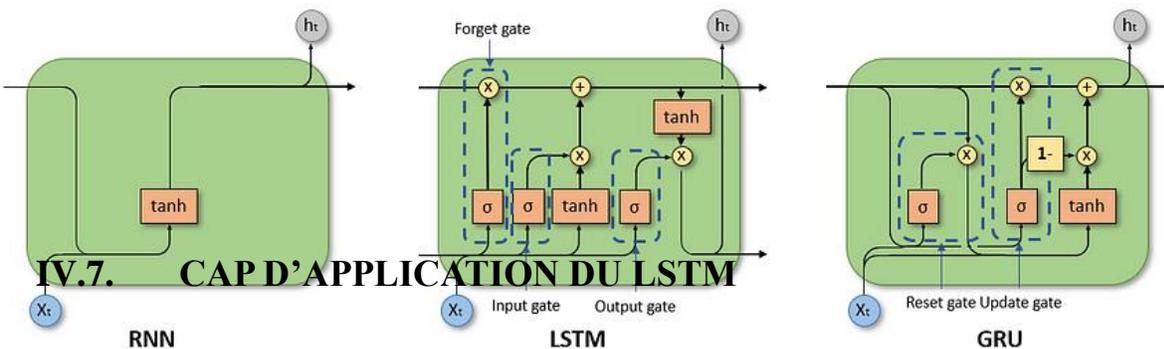


figure 4- 7: Les 3 types de RNN cote a cote

Les réseaux de neurones entièrement connectés sont un outil puissant pour modéliser un large éventail de problèmes. Cependant, lorsqu'ils sont utilisés pour la prédiction de séries chronologiques, ils peuvent produire des résultats très bruyants. Cela est dû au fait que ces réseaux sont acycliques et évaluent chaque instant dans le temps séparément, sans tenir compte des prédictions précédentes.

Pour remédier à cela, l'utilisation des réseaux LSTM (Long Short-Term Memory) est recommandée. Les LSTM sont particulièrement adaptés à la modélisation de problèmes impliquant des séries chronologiques, car ils permettent de faire des prédictions plus fiables et moins bruyantes. Dans cette section, nous utiliserons une architecture spécifique, décrite dans la sous-section suivante.

L'idée derrière ce choix d'architecture de réseaux de neurones est de diviser le signal entre ce qui est important à court terme à travers le hidden state (analogue à la sortie d'une cellule de RNN simple), et ce qui l'est à long terme, à travers le cell state, qui sera explicité plus bas. Ainsi, le fonctionnement global d'un LSTM peut se résumer en 3 étapes :

Détecter les informations pertinentes venant du passé, piochées dans le cell state à travers la forget gate ;

Choisir, à partir de l'entrée courante, celles qui seront pertinentes à long terme, via l'input gate. Celles-ci seront ajoutées au cell state qui fait office de mémoire longue ;

Piocher dans le nouveau cell state les informations importantes à court terme pour générer le hidden state suivant à travers l'output gate.

#### **IV.7.1. Présentations des Données et la raison de ce Choix**

Pour les besoins de ce travail nous avons utilisé les données de production du champ Gullfaks en raison des bons résultats obtenus dans le chapitre précédent. Notre étude se portera donc sur 4 puits producteurs, et 3 puits injecteurs

Les données que nous allons utiliser sont sous forme d'un historique de production de chaque puits producteurs et d'injection total des puits injecteurs séparément au niveau du champ de Gullfaks dans un intervalle de temps de production continue requis pour l'application de LSTM, sans périodes de fermeture des puits, synonymes de débits de production nuls. Un prétraitement a donc été effectué (expliquer précédemment(chapitre2)) sur les données pour satisfaire ces conditions.

Cette approche est utilisée pour la modélisation des problèmes qui se présentent sous forme de séries temporelles ; puisque le débit est un paramètre qui évolue en fonction du temps, on va le considérer comme une série chronologique.

## IV.7.2. Architecture du Modèle

Tableau 4- 2 .: Architecture du Modèle

<b>Couche (type)</b>	<b>forme de la sortie</b>	
<b>LSTM1 stacked(empilée) ( None , 1 , 200 )</b>		
<b>Dropout (Dropout) = 0.8</b>		
<b>LSTM2 stacked) ( None , 1 , 200 )</b>		
<b>Dropout (Dropout) = 0.2</b>		
<b>Dense1(dense)</b>		
<b>Trainig size</b>	<b>(0.7,None)*data</b>	<b>(x_train, y_train)size</b>
<b>(x_test, y_test)size</b>	<b>(0.5,None)*train size</b>	<b>(x_test, y_test)size</b>
<b>Hidden 1 = 40</b>		
<b>Hidden 2 = 20</b>		
<b>Epoche = 1250</b>		
<b>Nombre d'unités = 120</b>		
<b>Batch Size = 180</b>		

### IV.7.3. Réglage des hyper paramètres du LSTM

Le réglage des hyper paramètres d'un modèle LSTM est une étape cruciale pour obtenir de bonnes performances. Voici quelques hyper paramètres couramment ajustés pour un modèle LSTM

1. Nombre de couches LSTM : Le nombre de couches LSTM définit la profondeur du modèle. Des modèles plus profonds peuvent capturer des motifs plus complexes, mais ils peuvent également être plus susceptibles de sur apprendre les données d'entraînement. Nombre de couches : 2 couches.

2. Taille de la mémoire (nombre d'unités) : La taille de la mémoire d'une couche LSTM détermine la quantité d'informations passées que la couche peut se souvenir. Une mémoire plus grande peut permettre au modèle de capturer des dépendances à plus long terme, mais elle peut également augmenter la complexité du modèle et nécessiter plus de données d'entraînement pour une bonne généralisation.

Nombre d'unités par couches 120 unités par couches.

3. Taux d'apprentissage : Le taux d'apprentissage contrôle la vitesse à laquelle les poids du modèle sont ajustés pendant l'entraînement. Un taux d'apprentissage élevé peut entraîner des oscillations ou des instabilités, tandis qu'un taux d'apprentissage trop faible peut ralentir l'entraînement.

4. Régularisation (Dropout) : La régularisation est utilisée pour réduire le surapprentissage en ajoutant des termes de régularisation à la fonction de perte.

Dropout=0,2

5. Taille du batch (Batch Size) : La taille du batch détermine le nombre d'exemples d'entraînement utilisés avant de mettre à jour les poids du modèle. Un batch plus grand peut accélérer l'entraînement en exploitant davantage les parallélismes, mais il nécessite également plus de mémoire. Un batch plus petit peut être plus lent, mais il peut permettre un meilleur ajustement des poids et une convergence plus stable.

Batch Size=180

6. Fonction d'activation : La fonction d'activation utilisée dans les couches LSTM peut avoir un impact significatif sur les performances du modèle

#### **IV.7.4. Entraînement et Train-Test Loss**

L'entraînement d'un modèle LSTM (Long Short-Term Memory) implique généralement la minimisation d'une fonction de perte pendant plusieurs itérations afin de trouver les poids optimaux du modèle. Cette fonction de perte est calculée à partir des prédictions du modèle et des étiquettes réelles des données d'entraînement.

Lors de l'entraînement, le jeu de données est généralement divisé en ensembles d'entraînement et de test. L'ensemble d'entraînement est utilisé pour ajuster les poids du modèle, tandis que l'ensemble de test est utilisé pour évaluer les performances du modèle sur des données inconnues. L'objectif est de s'assurer que le modèle généralise bien au-delà des données d'entraînement et peut effectuer des prédictions précises sur de nouvelles données.

Le train-test loss (ou perte d'entraînement et de test) est une mesure de la performance du modèle pendant l'entraînement. Il est calculé en utilisant la fonction de perte sur les données d'entraînement et les données de test respectivement. La perte d'entraînement mesure à quel point le modèle s'ajuste aux données d'entraînement, tandis que la perte de test évalue la performance du modèle sur les données de test.

Idéalement, au fur et à mesure de l'entraînement, on souhaite que les pertes d'entraînement et de test diminuent progressivement. Cela indique que le modèle apprend et généralise correctement les modèles présents dans les données. Si les pertes d'entraînement diminuent mais que les pertes de test augmentent, cela peut être un signe de surapprentissage (overfitting), ce qui signifie que

le modèle s'ajuste trop aux données d'entraînement et ne généralise pas bien aux nouvelles données.

Il est important de surveiller les pertes d'entraînement et de test tout au long de l'entraînement pour éviter le sur apprentissage et s'assurer que le modèle atteint de bonnes performances sur les nouvelles données. Différentes techniques, telles que l'arrêt précoce (early stopping) ou l'utilisation de régularisation, peuvent être utilisées pour contrôler les pertes d'entraînement et de test et obtenir un modèle optimal.

Dans notre cas nous avons conditionné qu'il fallait : Arrêtez l'entraînement lorsque notre mesure surveillée -Validation Loss- a cessé de s'améliorer après 10 epochs.

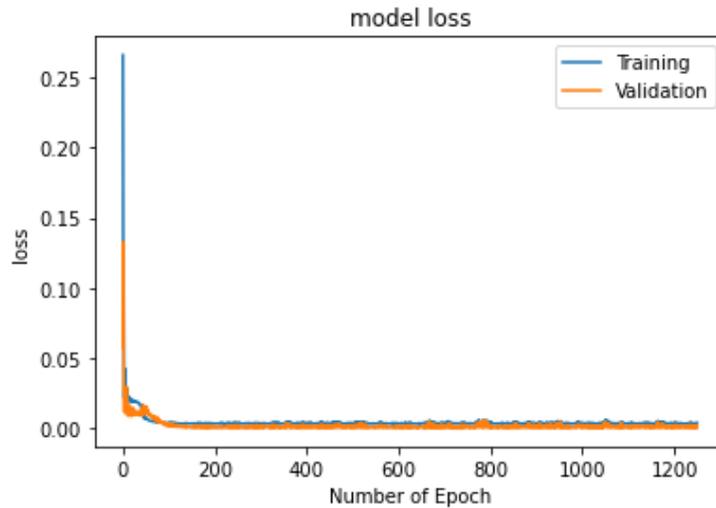


figure 4- 8 : Processus d'entrainement des données du puits p1

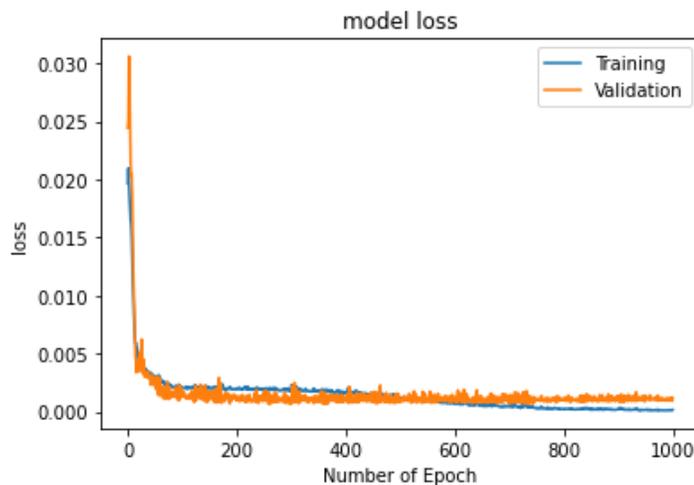


figure 4- 9 : Processus d'entrainement des données du puits p2

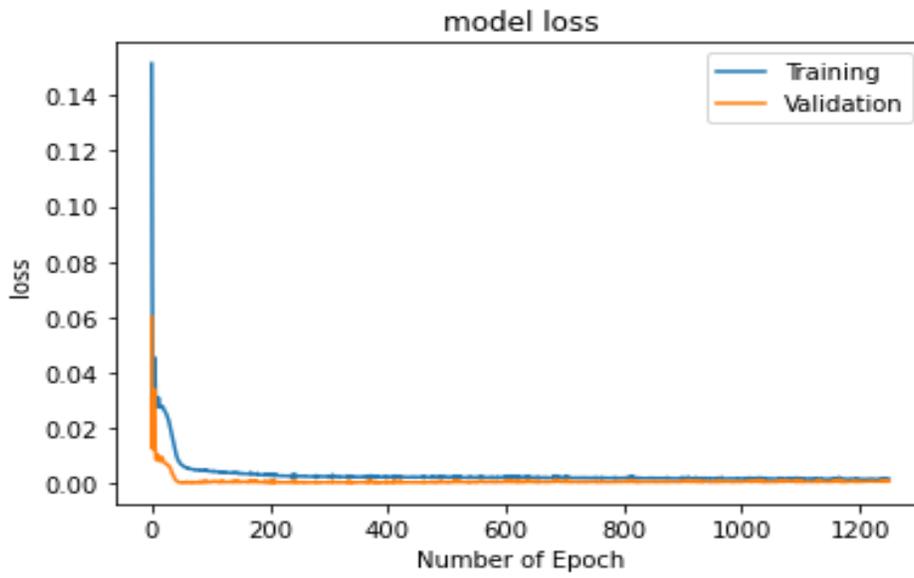


figure 4- 10 : Processus d'entrainement des données du puits p3

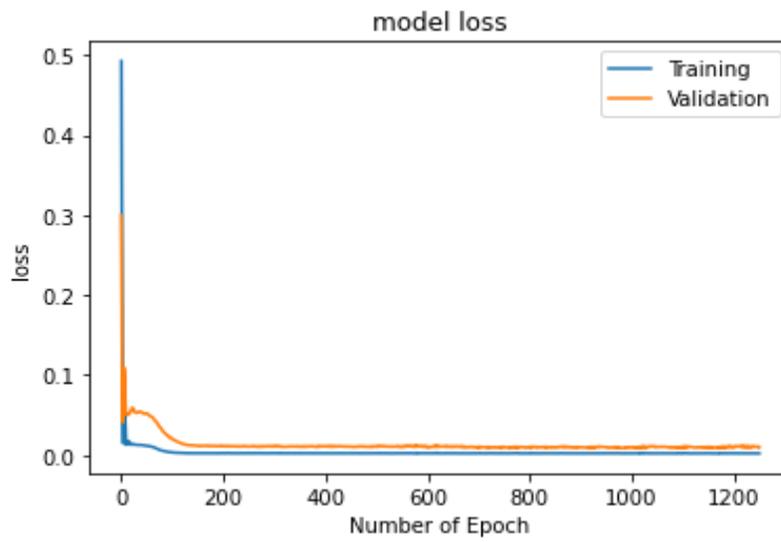


figure 4- 11 : Processus d'entrainement des données du puits p4

Les résultats de training, de validation et de test du modèle des 4 puits sont représentés dans les tableaux suivant. Les figures montrent les cross plot du training, de validation et du test du modèle LSTM

Tableau 4- 3 : : erreurs de training, de validation et de test du modèle LSTM

P1	MSE	RMSE	R2
Training	2611.82927536766	51.1060590866451	0.9937829778047779
Validation	2939.9447393378637	54.221257264451765	0.9895683863418081
Testing	327313.9745552355	572.1136028405857	1.3687389092330724

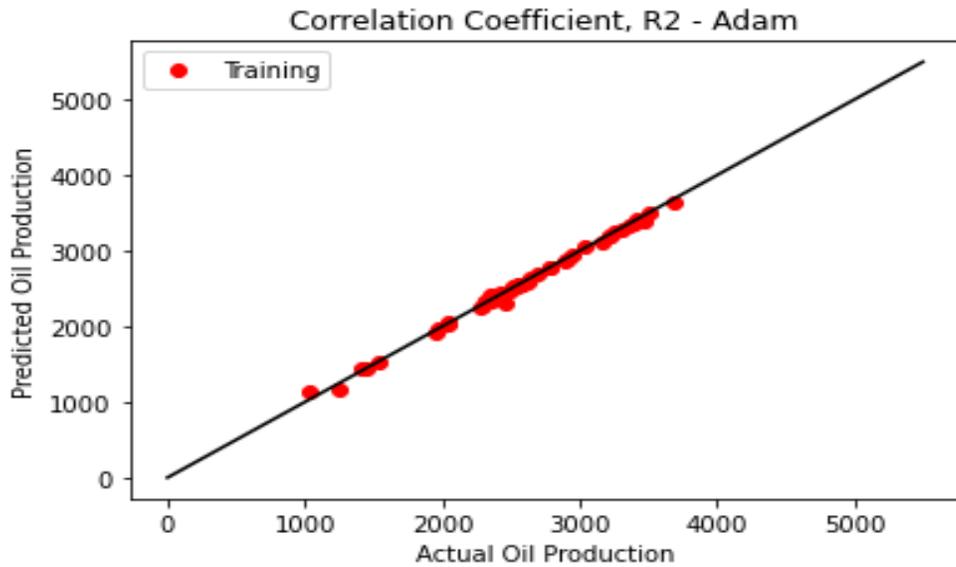
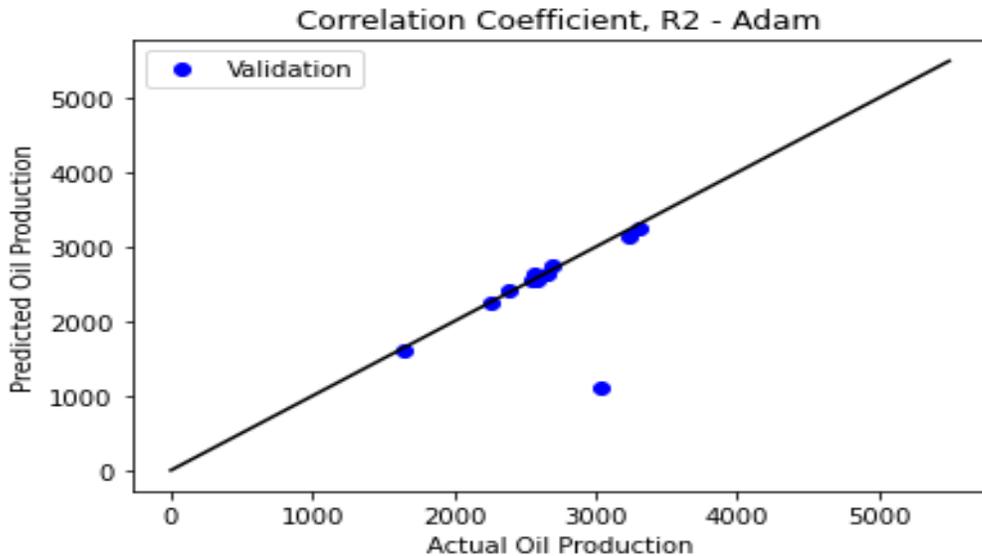


figure 4- 12 : : cross plot du training de LSTM du Puit 1



110  
figure 4- 13 : : cross plot de validation de LSTM du Puit 1

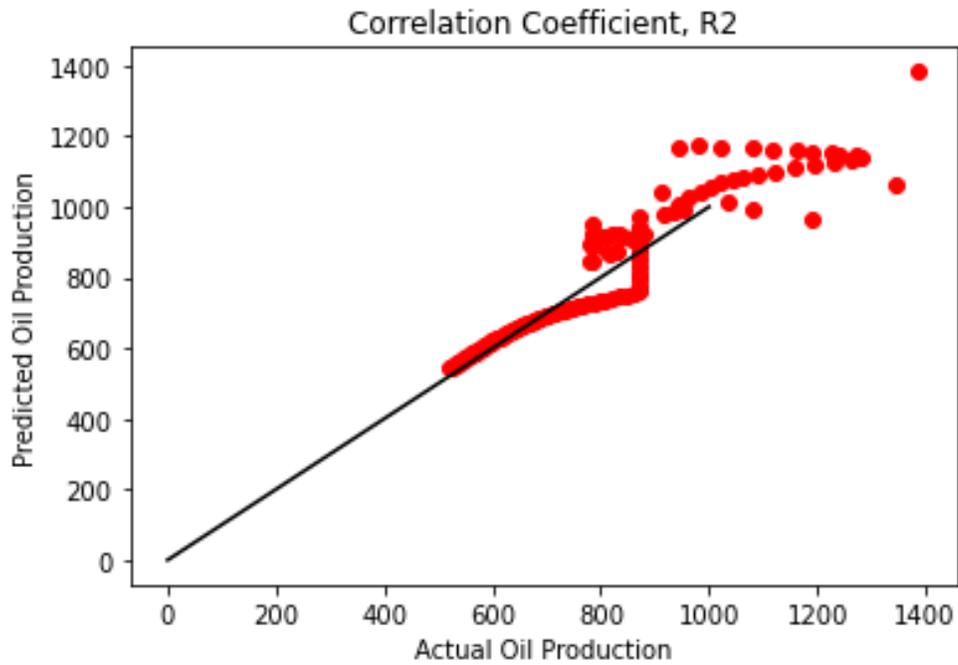


figure 4- 14 :: cross plot du test de LSTM du Puit 1

Tableau 4- 4 : erreurs de training, de validation et de test du modèle LSTM

P2	MSE	RMSE	R2
Training	18.675237295087275	4.3214855426215735	0.9837057364043588
Validation	1135.1633742862966	33.6921856561176	0.6211556737882432
Testing	42.204665706515556	6.496511810696226	0.9342989052214493

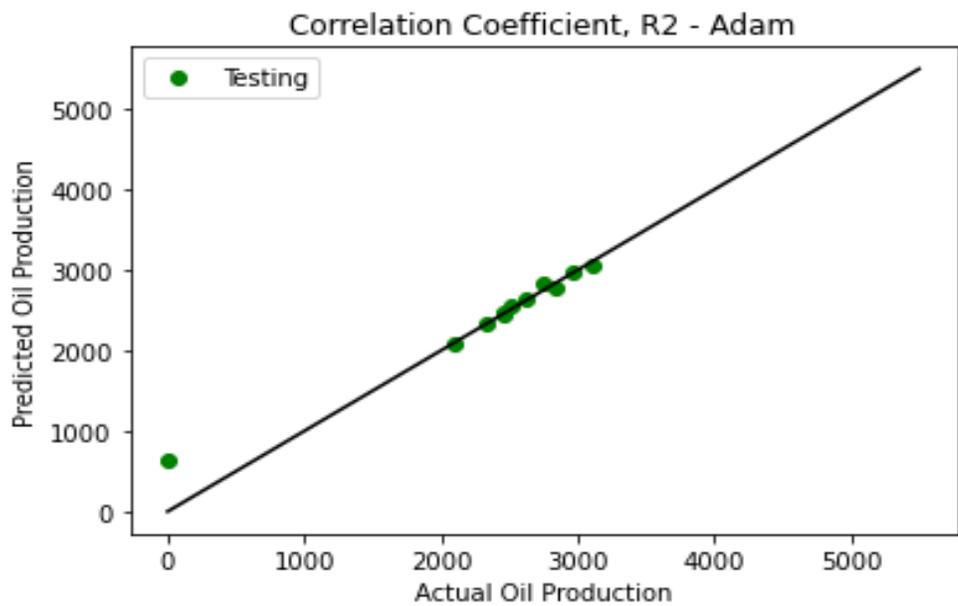


figure 4- 15 : : cross plot du training de LSTM Puit2

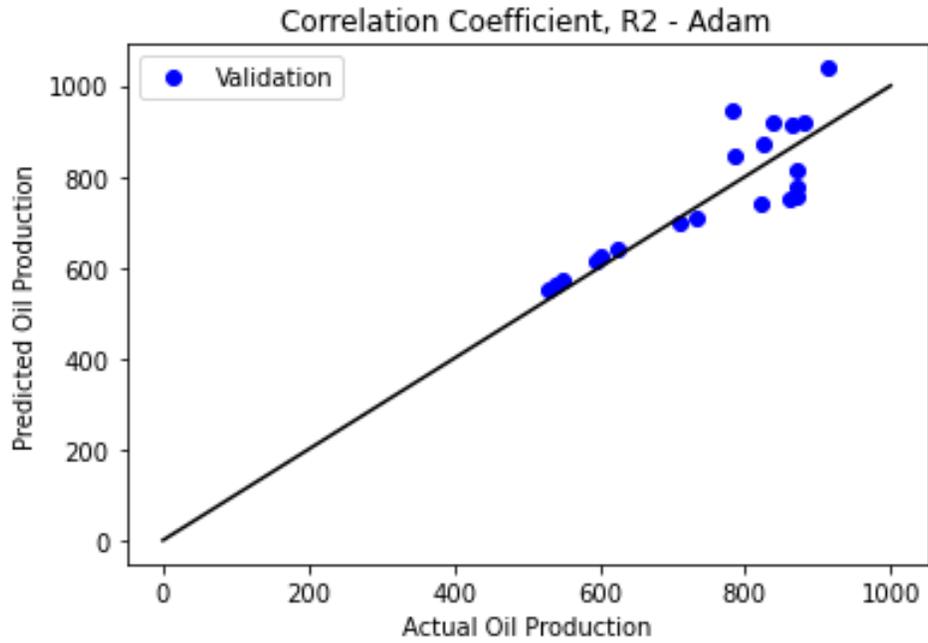


figure 4- 16 : : cross plot de validation de LSTM du Puit 2

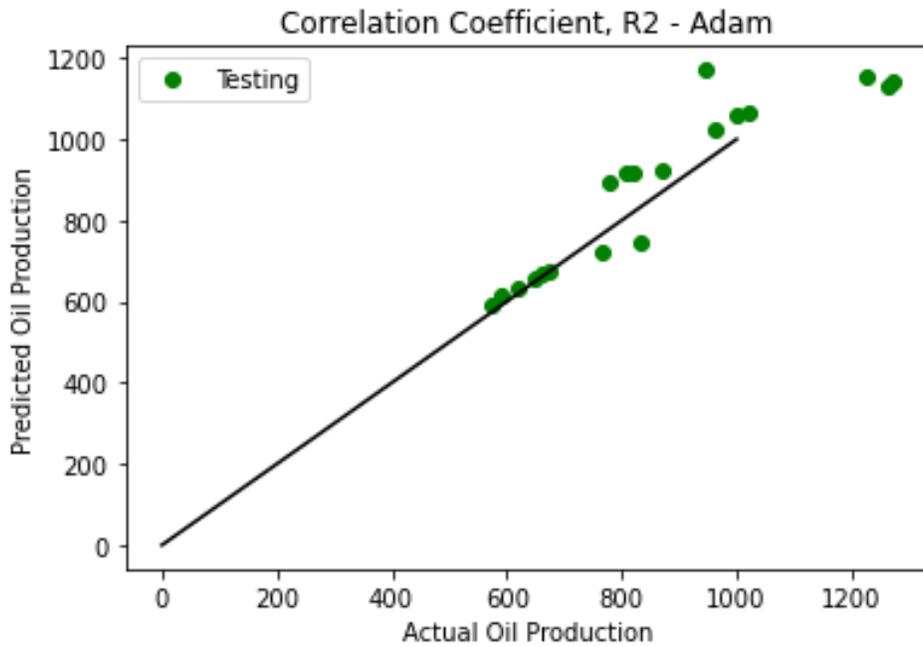


figure 4- 17 : : cross plot du test de LSTM du Puit 2

Tableau 4- 5 : erreurs de training, de validation et de test du modèle LSTM

P3	MSE	RMSE	R2
Training	87.99487015803032	9.380558094166377	0.9764388964131457
Validation	4330.371189764811	65.80555591866701	0.3364794613737455
Testing	2451.297061159275	49.51057524569145	0.7829249867972358

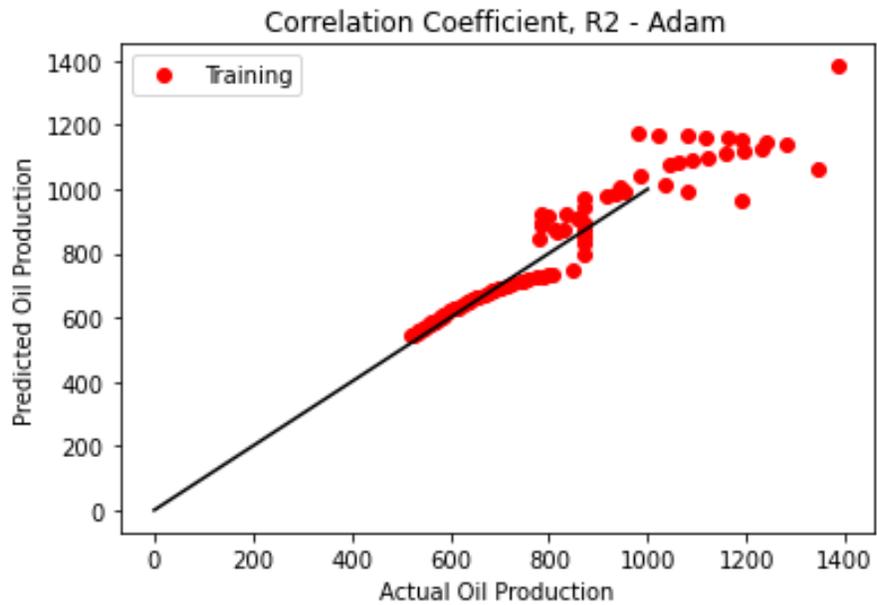


figure 4- 18 : : cross plot du training de LSTM du Puit 3

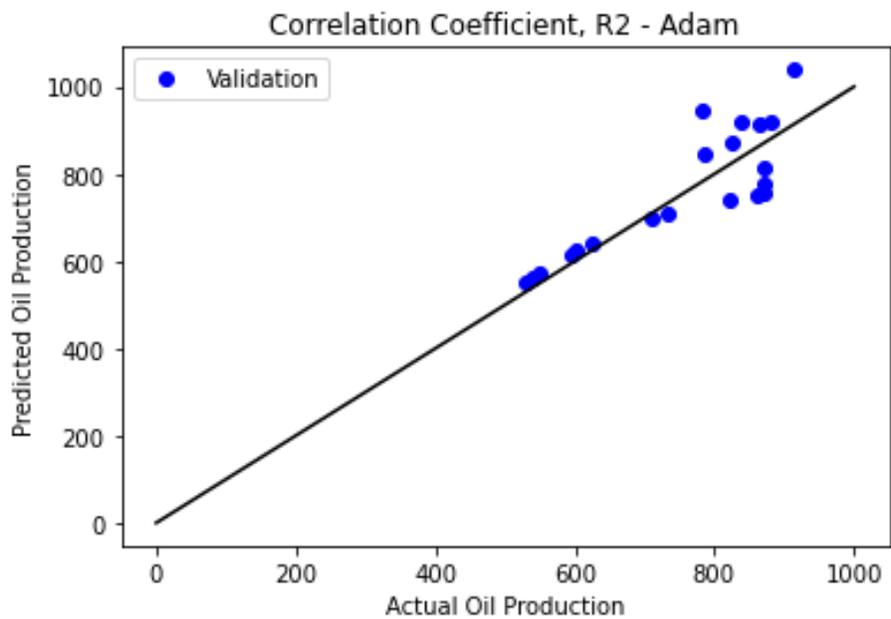


figure 4- 19 : cross plot de validation de LSTM du Puit 3

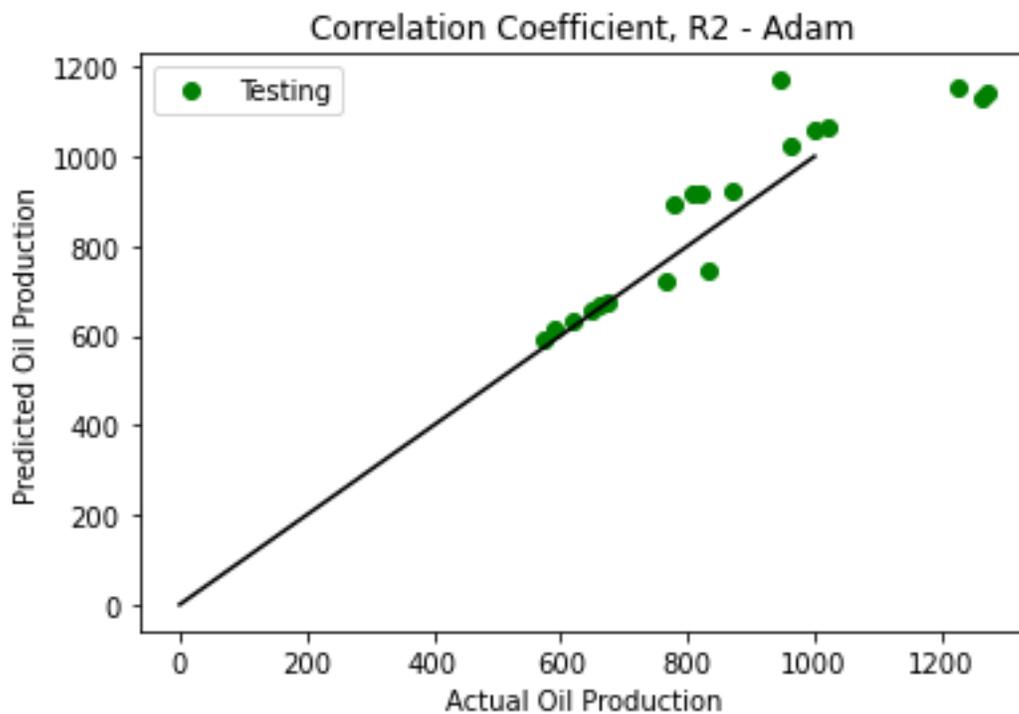


figure 4- 20 : cross plot du test de LSTM du Puit 3

Tableau 4- 6: erreurs de training, de validation et de test du modèle LSTM

P4	MSE	RMSE	R2
Training	24375.324112745082	156.12598794801934	0.9052310137577166
Validation	10658.492816188511	103.23997683159615	0.9052310137577166
Testing	6418.579960190341	80.11604059232047	0.9430867463468333

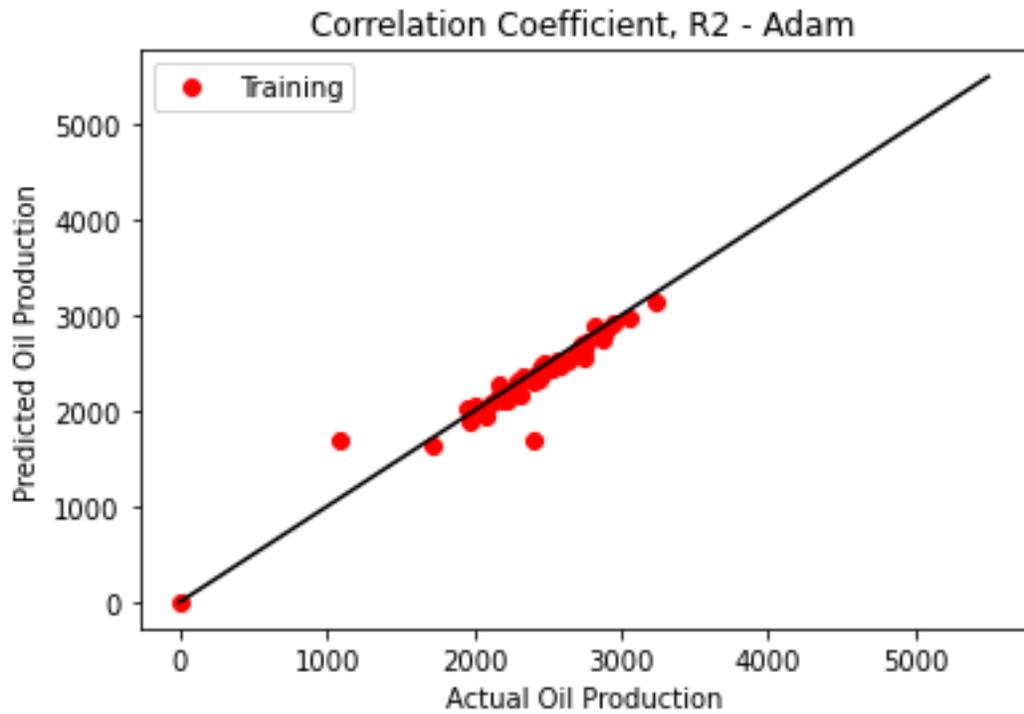


figure 4- 21 : cross plot du training de LSTM du Puit 4

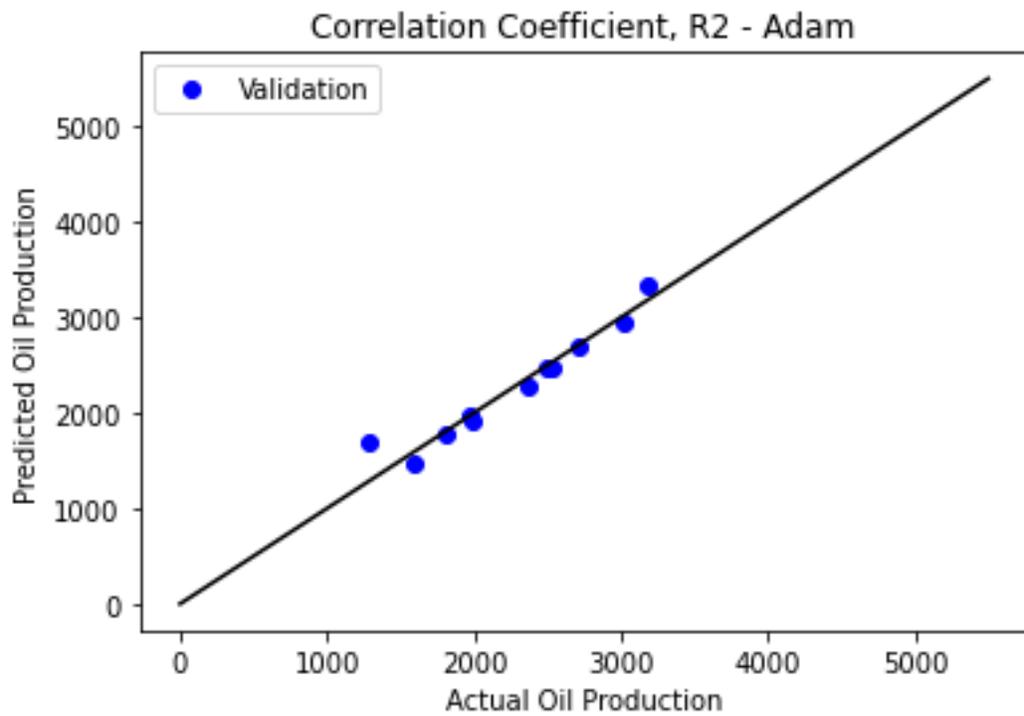


figure 4- 22 : cross plot de validation de LSTM du Puit 4

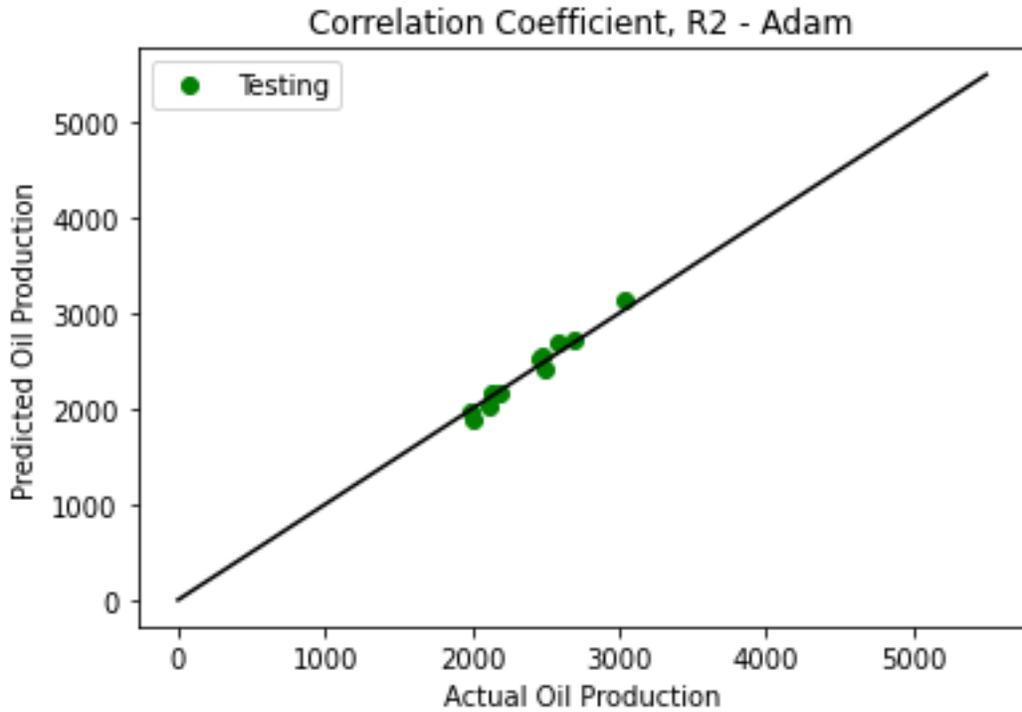


figure 4- 23 :: cross plot du test de LSTM du Puit 4

Les figures suivantes montrent le profil de production réel (en rouge) des 4 puits ainsi que le débit prédit (en bleu) par le modèle LSTM

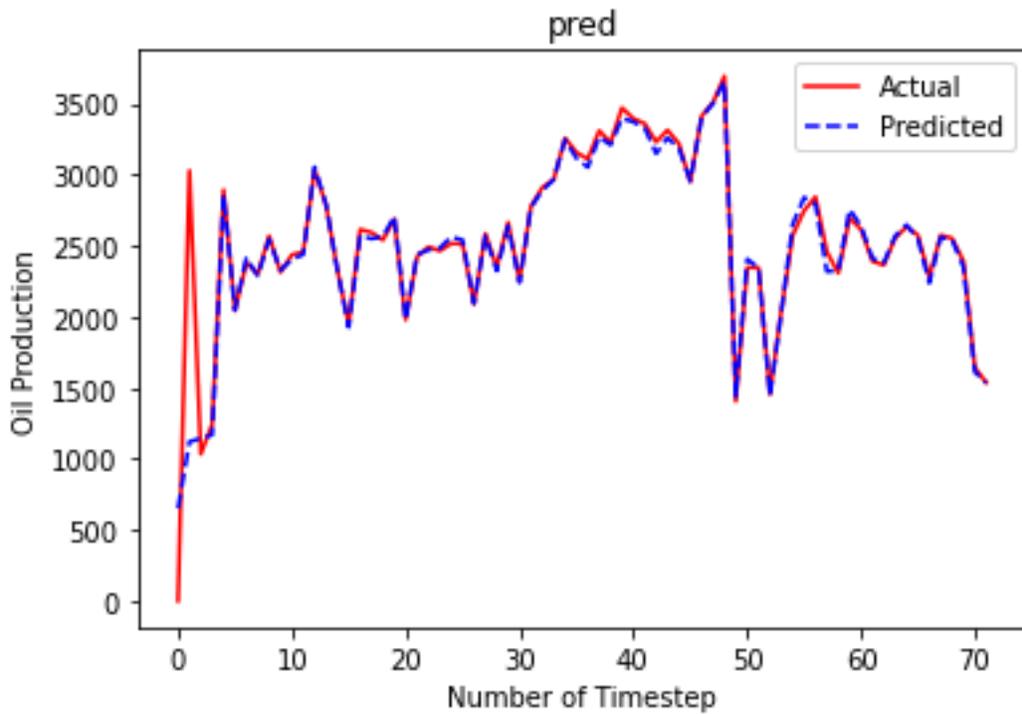


figure 4- 24 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 1

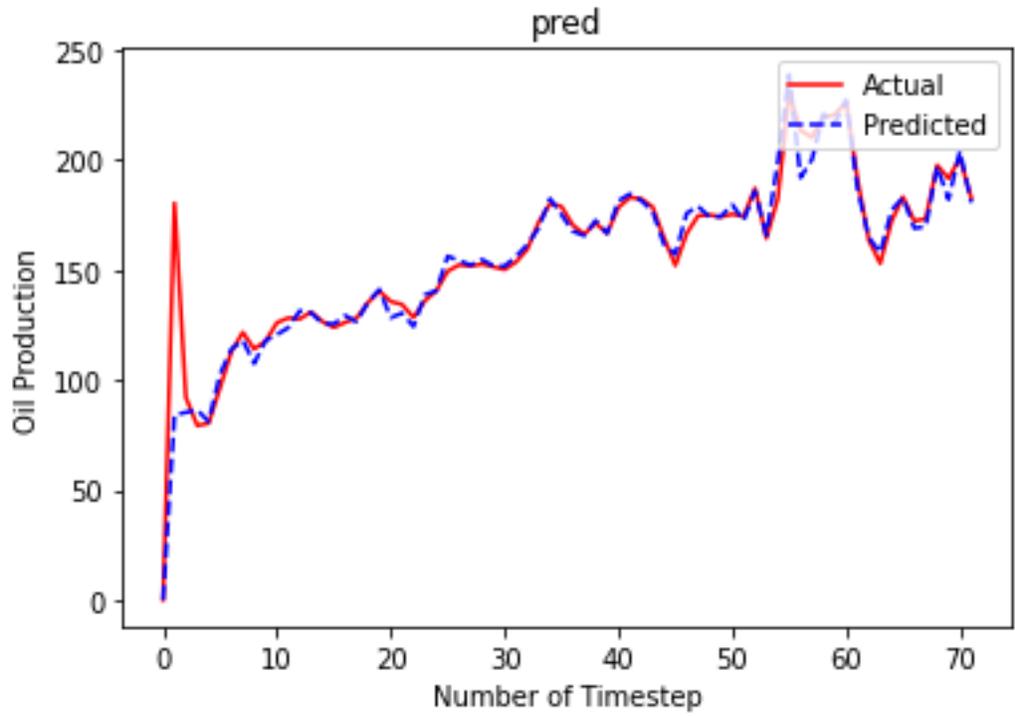


figure 4- 25: Tracé du profil de production réel et prédit du puits 2

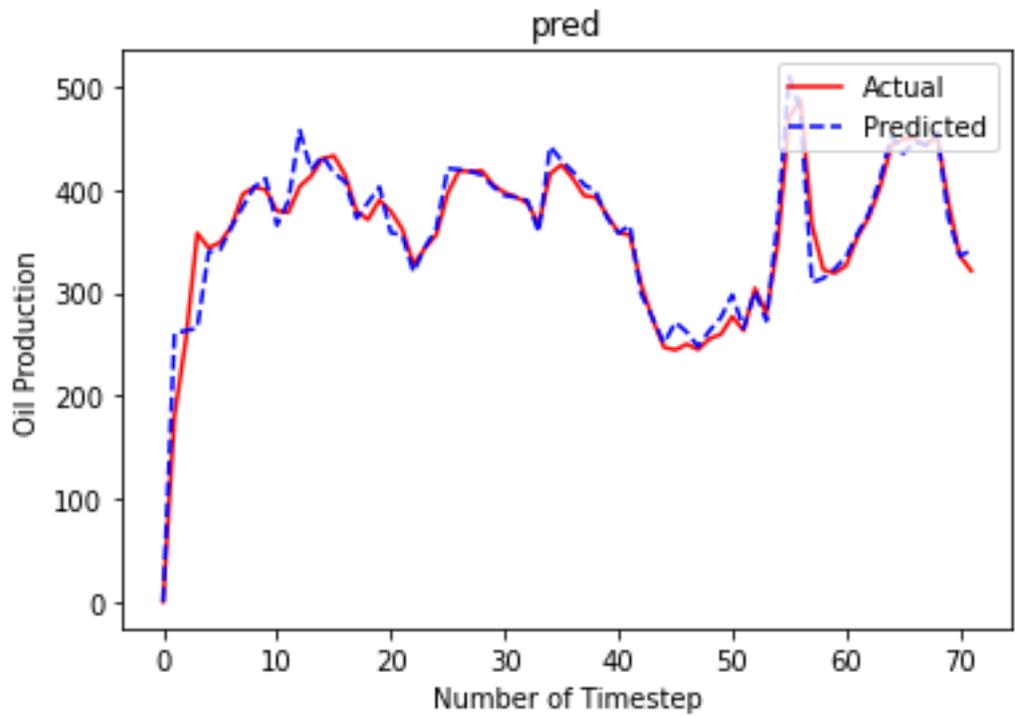


figure 4- 26 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 3

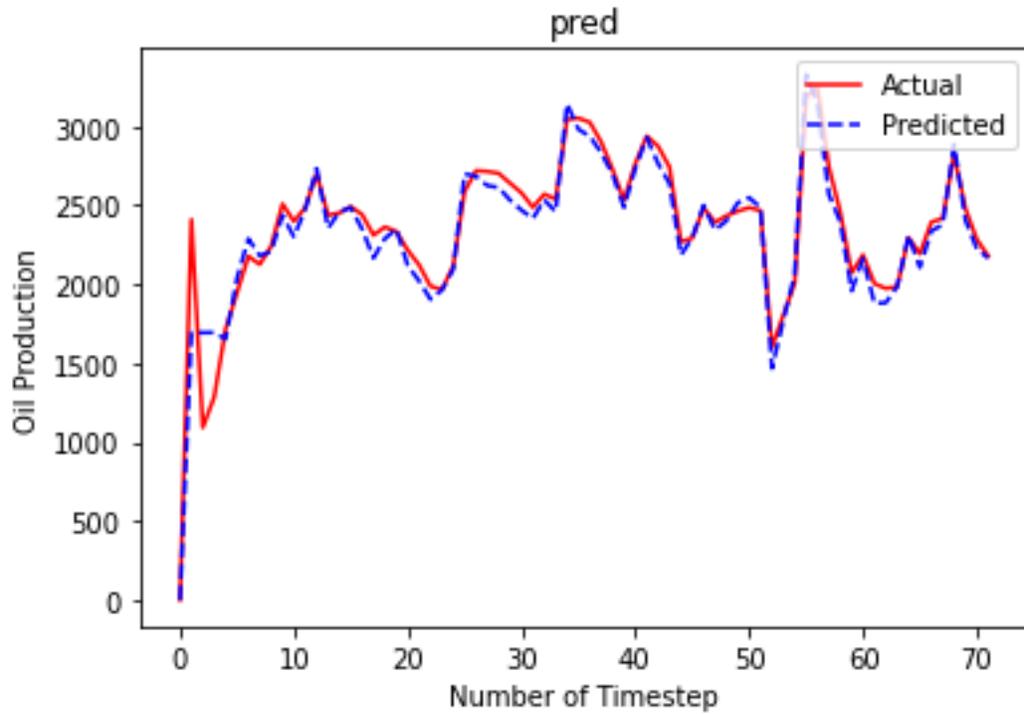


figure 4- 27 : Tracé du profil de production réel et prédit du puits 4

Tableau 4- 7: erreurs entre le débit prédit du modèle LSTM et le débit actuel

Puits	P1	P2	P3	P4
MSE	24086.2906045134	125.241371784803 45	344.882806295495 6	6418.57996019034 1
RMS E	155.197585691638 27	11.1911291559343 3	18.5710206045735 58	80.1160405923204 7
R2	0.93634258361814 22	0.91133532675844 19	0.93987294110426 05	0.94308674634683 33
RAE	0,18459874	0,17839475	0,18546837	0,17394850

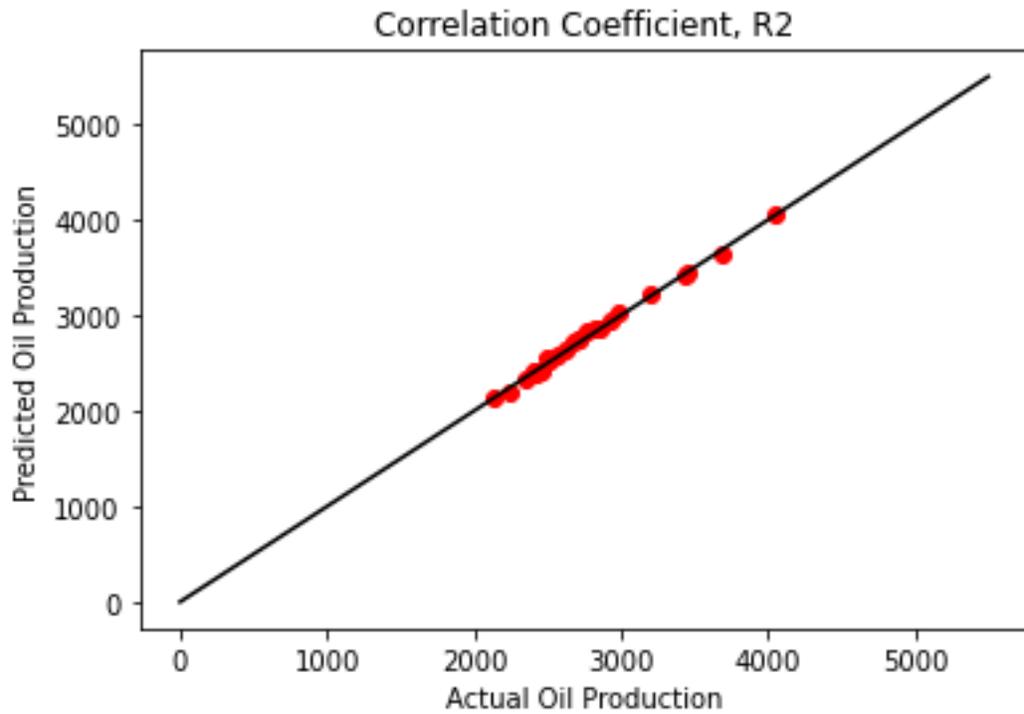


figure 4- 28 : cross plot du débit actuel et prédit de LSTM du puits 1

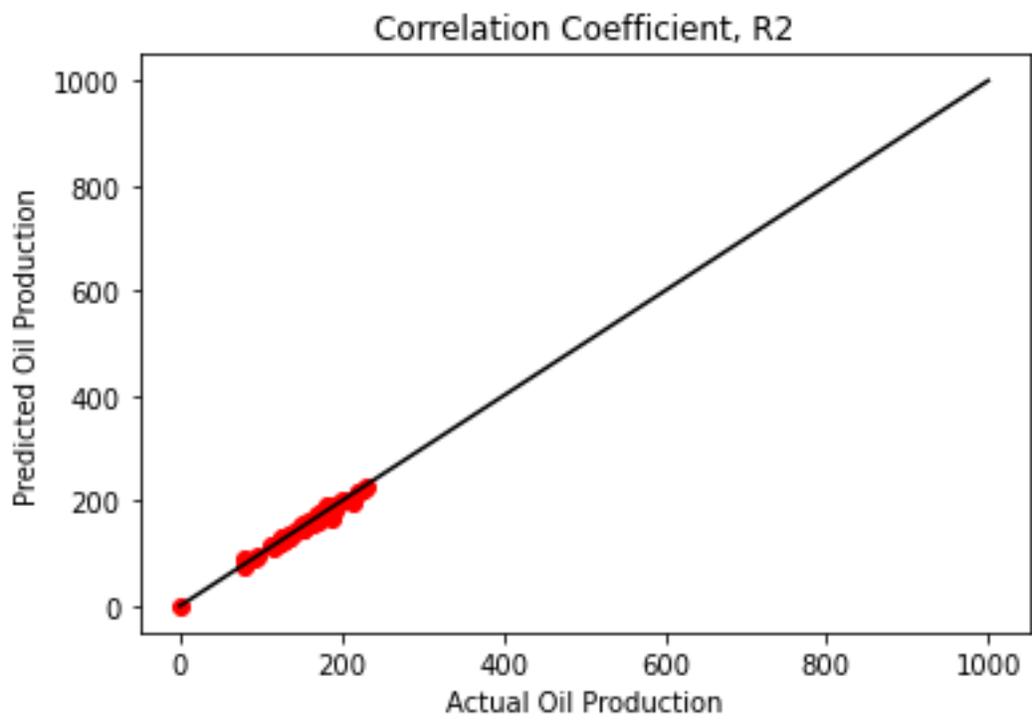


figure 4- 29: cross plot du débit actuel et prédit de LSTM du puits 2

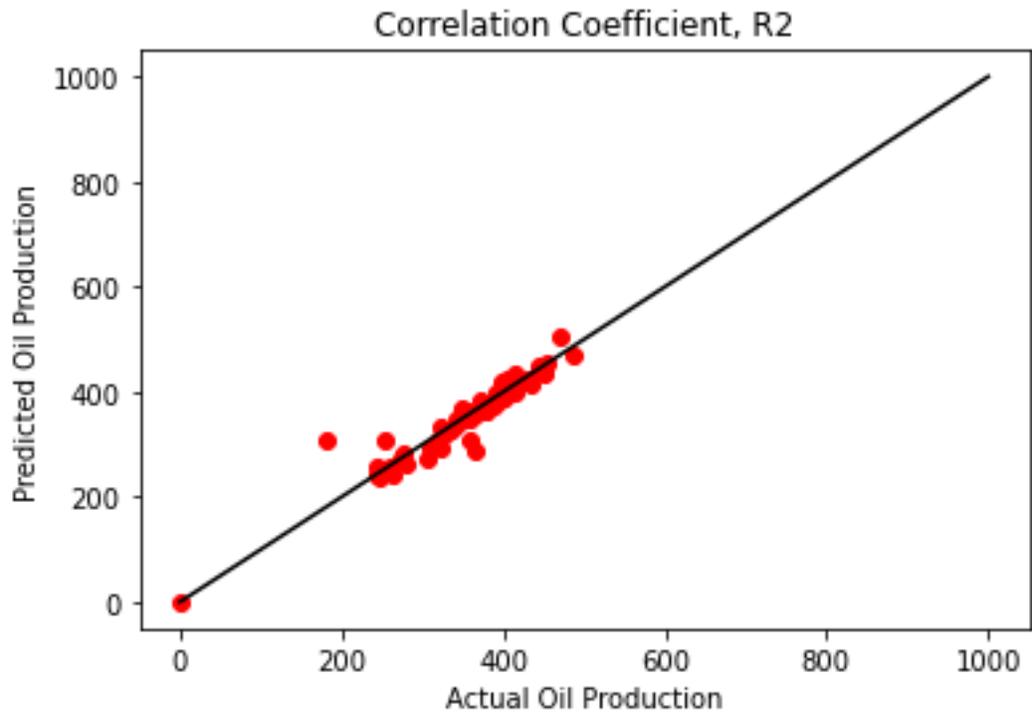


figure 4- 30 : cross plot du débit actuel et prédit de LSTM du puits 3

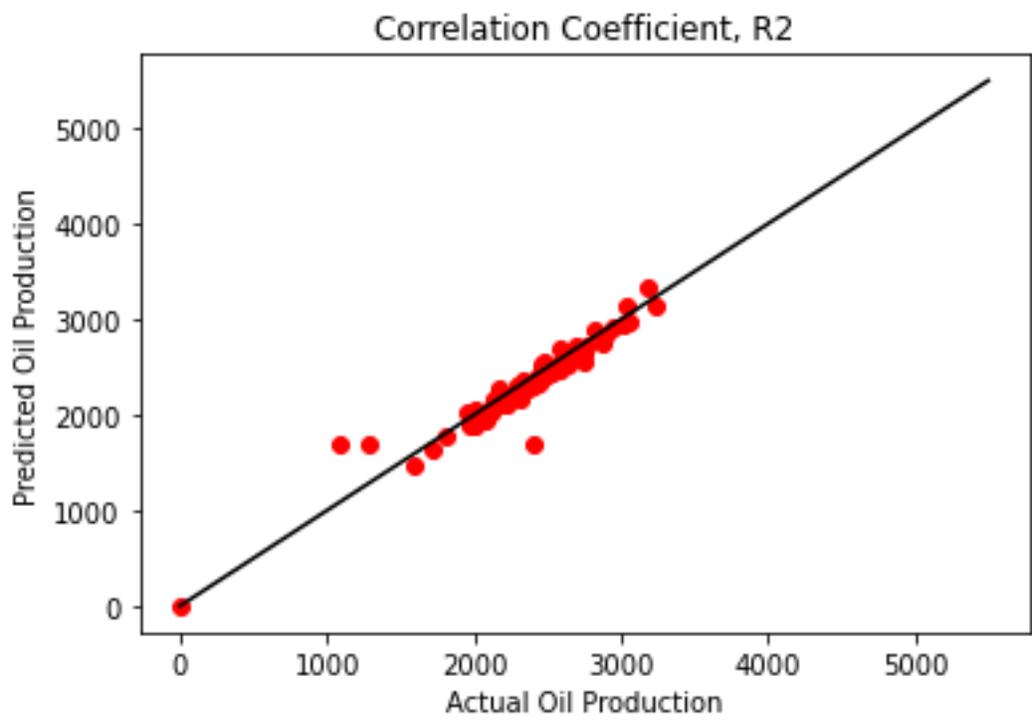


figure 4- 31 : cross plot du débit actuel et prédit de LSTM du puits 4

Les résultats obtenus montrent de bonnes performances de prédiction du modèle LSTM implémenté. Le modèle arrive à prédire le débit réel avec une erreur relative absolue de 0.18, 0.18, 0.18, 0.17 et un coefficient de détermination de l'ordre de 0.94, 0.91, 0.94, 0.94 pour les puits 1, 2, 3 et 4 respectivement, ce qui indique que ce modèle est très proche de la réalité. Les performances obtenues sont très encourageantes si on prend en compte le fait que le modèle a été entraîné sur la base d'une seule variable (le débit),

Ces résultats indiquent que l'implémentation de ce type de modèles intelligents sur différents puits peut donner de très bonnes estimations du débit de production avec une capacité de prédiction future. Ces modèles peuvent devenir plus performants si l'on dispose d'un historique de production plus riche.

#### **IV.8. Conclusion**

D'après les résultats obtenus précédemment, l'application du modèle LSTM sur le champ GULFAKS offre d'excellents résultats montrant la fiabilité du modèle et sa capacité à approcher le débit prédit de la réalité avec des erreurs relatives absolues faibles.

## Conclusion Générale et Perspectives

Les méthodes évolutives sont une approche utilisée pour estimer le débit de production d'hydrocarbures dans les réservoirs pétroliers ou gaziers. Elles peuvent être appliquées à différentes étapes de l'ingénierie des réservoirs, telles que l'estimation de la production initiale, la prédiction de la performance future du réservoir ou l'optimisation de la production.

Notre travail s'est fait en 3 partie

- Premier partie on a implémenter les trois variantes de Arps : : Hyperbolique, Exponentielle et Harmonique sur script Python, ainsi que le modèle LGM – (Logistique Growth Model), PLE – (Power Law Exponential) et SEPD – (Stretched Exponential Decline Model) afin d'analyser les courbes de déclin. On constate que les modèles LGM, PLE et SEPD donnent de meilleure résultats que les trois variantes de Arps.
- Seconde partie on a modéliser les deux volumes de contrôle CRMT et CRMP. Pour prédire le débit de production en fonction de l'injection d'eau. Les résultats obtenus sont très satisfaisant montrant la capacité du model à prédire le débit le plus proche que possible du réel. À la suite de toutes ces études, il a été conclu que le modèle capacité-résistance était un outil utile et fiable, qui arrive à définir l'écoulement dans le réservoir par une équation de (ODE) permettant la prédiction et le contrôle
- Troisième partie l'application du model LSTM dans le but de prédire le débit futur. Les résultats affichent l'excellente performance du model à pouvoir prédire le débit si proche de la réalité.

Comme Perspectives

- L'utilisation de l'apprentissage ensembliste qui use de plusieurs algorithmes d'apprentissage pour obtenir de meilleures prédictions entre les modèles statistique et/ou d'apprentissage.
- La modélisation du volume de contrôle CRMIP et de prendre en considération les pressions de fonts

## Bibliographies

- [1] Arps, J. J. Analysis of decline curves. Transactions of the AIME, 160(01):228–247, 1945.
- [2] Fetkovich, M. J. Decline curve analysis using type curves. Journal of Petroleum Technology, 32(06):1065–1077, 1980.
- [3] Carter, R. D. Type curves for finite radial and linear gas-flow systems: constant terminal-pressure case. Society of Petroleum Engineers Journal, 25(05):719–728, 1985.
- [4] Doublet, L., Pande, P., McCollum, T., and Blasingame, T. Decline curve analysis using type curves—analysis of oil well production data using material balance time: Application to field cases. In International petroleum conference and exhibition of Mexico. OnePetro, 1994.
- [5] Clark, A. J., Lake, L. W., and Patzek, T. W. Production forecasting with logistic growth models. In SPE annual technical conference and exhibition. OnePetro, 2011.
- [6] Ilk, D., J. A. Rushing, et al. (2008). Exponential vs. Hyperbolic Decline in Tight Gas Sands: Understanding the Origin and Implications for Reserve Estimates Using Arps' Decline Curves. SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Denver, Colorado, USA.
- [7] Valko, P. P. (2009). Assigning value to stimulation in the Barnett Shale: a simultaneous analysis of 7000 plus production histories and well completion records. SPE Hydraulic Fracturing Technology Conference. The Woodlands, Texas.
- [8] K. Levenberg, « A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares », dans *Quart. Appl. Math.* **2**, 1944, p. 164-168
- [9] Yousef et al. 2006. Forty Years of Improved Oil Recovery: Lessons Learned From Low-Permeability Turbidites of the East Wilmington Field, California. Paper SPE 92036 presented at the SPE International Petroleum Conference, Puebla, Mexico, 8–9 November.
- [10] Datta-Gupta, A. and King, M.K. 2007. Streamline Simulation: Theory and Practice. SPE Textbook, p. 394.
- [11] Albertoni, A. and Lake, L.W. 2003. Inferring Interwell Connectivity Only From WellRate Fluctuations in Waterfloods. SPEREE 6 (1): 6–16.
- [12] Albertoni, A. 2002. Inferring Interwell Connectivity Only From Well-Rate Fluctuations in Waterfloods. MS Thesis, The University of Texas at Austin, Austin, Texas.
- [13] Gentil, P. H. 2005. The Use of Multilinear Regression Models in Patterned Waterfloods: Physical Meaning of the Regression Coefficients. MS Thesis, The University of Texas at Austin, Austin, Texas.

- [14] Yousef, A. A., Gentil, P. H., Jensen, J. L., and Lake, L. W. 2006. A Capacitance Model to Infer Interwell Connectivity From Production- and Injection-Rate Fluctuations. SPEREE 9 (5): 630–646.
- [15] Yousef, A. A., Jensen, J. L., and Lake, L. W. 2006. Analysis and Interpretation of Interwell Connectivity From Production and Injection Rate Fluctuations Using a Capacitance Model. Paper SPE 99998 presented at the SPE/DOE Symposium on Improved Oil Recovery, Tulsa, Oklahoma, 22-26 April.
- [16] Walsh, M.P. and Lake, L.W. 2003. A Generalized Approach to Primary Hydrocarbone Recovery. Handbook of Petroleum Exploration and Production, 4 series ed. J. Cubbitt. Elsevier. Amesterdom
- [17] Thompson, M., 2006. Intuitive Analog Circuit Design. Elsevier E-Book, Ch. 2, p. 16.
- [18] 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
- [19] Aurélien Géron « Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow »
- [20]<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/01/tutorial-on-rnn-lstm-gru-with-implementation/3>
- [21] Manohar Swamynathan « Mastering Machine Learning with Python in Six Steps »
- [22] Morteza Sayarpour, B.S.; M.S. Development and Application of Capacitance-Resistive Models to Water/CO2 Floods

