

République Algérienne démocratique et populaire  
Ministère de l'Enseignement supérieur et de la Recherche Scientifique

**UNIVERSITE DE RELIZANE**

Faculté des Sciences et Technologies

Département de Génie mécanique



**THESE DE DOCTORAT LMD 3<sup>ème</sup> cycle**

Filière : Génie mécanique

Spécialité : Energétique

Présentée par

**M<sup>elle</sup> KOUIDRI Ikram**

Titre de thèse

**Maitrise de l'encrassement pour une capitalisation des  
échangeurs de chaleur**

Soutenue le : **11/12/2023**

**Devant le jury composé de :**

Président	CHAOUCH Djemel	MCA	Univ.de Relizane
Directeur de thèse	KAID-AMEUR Djilali	MCA	Univ.de Relizane
Co-Directeur de thèse	ZAHRAOUI Mehdi	MCA	Univ.de Relizane
Examineur	RETIEL Nouredine	Pr	Univ.de Mostaganem
Examineur	BOURDIM Mokhtar	Pr	Centre universitaire de Maghnia
Examinatrice	BOUALEM Khedidja	MCA	Univ.de Relizane

Année Universitaire : 2023/2024

عَلَّمَ الْقُرْآنَ  
عَلَّمَ الْقُرْآنَ  
عَلَّمَ الْقُرْآنَ

# *Dédicaces*

À l'inconnu qui cherchera mon sujet de thèse, je te dédie ma recherche,  
mes salutations et mes respects.

Je te dédie mon travail acharné, mes connaissances  
et mes efforts.

Je te dédie le fruit de mon labeur, dans l'espoir qu'il puisse être la graine  
de votre propre projet scientifique.

*Akram Kouidri*

# *Remerciements*

Je tiens avant tout à exprimer ma profonde gratitude aux membres du jury pour avoir accepté d'analyser ce travail et d'en être rapporteurs.

Je tiens à remercier sincèrement mon directeur de thèse, Monsieur **Kaidameur Djilali**, pour ses conseils, ses motivations, sa patience, ses idées, ses critiques constructives et ses encouragements tout au long du travail.

Je tiens également à remercier mon co-directeur de thèse, Monsieur **Zahraoui Mehdi**, pour son soutien et ses qualités humaines et scientifiques.

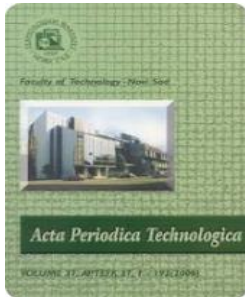
Je remercie vivement Monsieur **Dahmani Abdennasser** pour leur collaboration technique efficace et leur constante disponibilité. Merci pour ton soutien quotidien dans les bons moments et les plus difficiles.

Enfin, mes plus profonds remerciements vont à mes parents. Mon père **Miloud**, tu as su me comprendre et tu t'es battue pour me permettre d'avancer à mon rythme et ce n'a pas toujours été facile. Merci pour l'écoute, le soutien et toutes tes marques d'attention. Je te dois énormément et je n'en serai certainement pas arrivé là aujourd'hui sans toi.

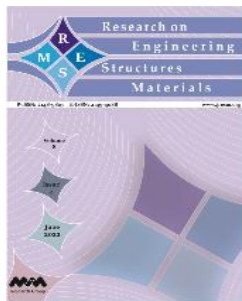


# Production scientifique

## Liste de publications scientifiques



Kouidri, I., Kaidameur, D., & Zahraoui, M. (2023). Experimental and statistical analysis on the effects of fouling and effective parameters on performance of heat exchanger. *Acta Periodica Technologica*,(54),115-127. <https://doi.org/10.2298/APT2354115K>



Ikram, K., Djilali, K., Abdennasser, D., Al-Sabur, R., Ahmed, B., & Sharkawy, A. N. (2023). Comparative analysis of fouling resistance prediction in shell and tube heat exchangers using advanced machine learning techniques. <http://dx.doi.org/10.17515/resm2023.858en0816>

## Liste des communications nationaux

**I. Kouidri, D. Kaidameur, M. Zahraoui, A. Dahmani** “ Mathematical Modeling Method for Predicting the Outlet Temperatures in Fouled Double Tube Heat Exchanger ”. National Seminar of Physics, Chemistry and Their Applications (NSPCA'23), Mohamed El Bachir El Ibrahimi University, Bordj-Bou-Argeridj, Algeria, March 6th-7th, 2023.

**I. Kouidri, D. Kaidameur, M. Zahraoui** “ Comparative Evaluation of the Performance of Two heat exchangers”. 1<sup>st</sup> National Conference on Materials Sciences and Engineering (MSE'22), Abbes LAGHROUR University, Khenchela, Algeria, June 28th-29th, 2022.

**I. Kouidri, D. Kaidameur, A. Dahmani** “ Détection de L'encrassement dans un Echangeur de chaleur du Complexe CP1/Z ”. 1<sup>st</sup> National Conference on Science and Technology (NCST22,), Mustapha Stambouli University, Mascara, Algeria, June 27th-28th, 2022.

## **Liste des communications internationaux**

**I. Kouidri**, D. Kaidameur “ Numerical Simulation of the Effect of Milk Inlet Temperature on the Fouling of a Plate Heat Exchanger ”. International Congress of Energie and Engineering of Industriel Processes (CEGPI'22), Algiers, Algeria, May 23th-25th, 2022.

**I. Kouidri**, D. Kaidameur, M. Zahraoui “ Study of Milk Fouling on Heat Exchanger Surfaces ”. 6<sup>th</sup> Ankara International Congress On Scientific Research, Ankara, Turkey. April 1-3, 2022.

**I. Kouidri**, A. Dahmani “ Improved Convective Transfer by Nanofluids in Heat Exchanger ”. 6<sup>th</sup> Ankara International Congress On Scientific Research, Ankara, Turkey. April 1-3, 2022.

**I. Kouidri**, D. Kaidameur “ Optimal Design of Plate Heat Exchanger”. ISPEC 9<sup>th</sup> International Conference On Agriculture, Animal Science And Rural Development, Burdur, Turkey. March 19-20, 2022.

---

## Résumé

### Maitrise de l'encrassement pour une capitalisation des échangeurs de chaleur

---

Le problème d'encrassement des échangeurs de chaleur est l'un des problèmes les plus critiques à résoudre dans les applications industrielles, car il se répercute sur la rentabilité des installations en engendrant principalement des coûts liés aux pertes de production, à la surconsommation d'énergie et aux frais de nettoyage et de maintenance.

L'étude présentée dans cette thèse s'inscrit dans le cadre de la recherche de haute performance des échangeurs de chaleur dans l'unité de distillation de pétrole brut de la raffinerie d'Alger. Cette recherche applique deux méthodes statistiques. Le premier axe de l'étude porte sur l'application de la méthode de surface de réponse avec un plan de Box-Behnken pour modéliser la résistance à l'encrassement. Les résultats ont été traités statistiquement en utilisant l'analyse de la variance afin de déterminer les facteurs et leurs interactions ayant un effet statistiquement significatif sur les paramètres de fonctionnement de l'échangeur. La fonction de désirabilité (DF) a également été utilisée pour une optimisation multi-objective visant à optimiser la capacité de transfert de chaleur dans l'échangeur.

Le deuxième axe consiste à prédire la résistance à l'encrassement à l'aide de modèles d'apprentissage automatique supervisé, notamment le réseau de neurones artificiels de type perceptron multicouche, le modèle autorégressif non linéaire avec entrées exogènes et la machine à vecteur de support (RNA-MLP, NARX et SVM). Les résultats obtenus après une comparaison des trois techniques ont montré que le modèle neuronal (RNA-MLP) offre un excellent accord entre les valeurs estimées et expérimentales, avec un bon coefficient de corrélation (R). Une analyse de sensibilité utilisant l'approche "Poids" a été effectuée pour examiner l'impact des variables d'entrée sur la résistance à l'encrassement.

Les performances des modèles MSR-BBC et RNA-MLP obtenues sont excellentes pour la modélisation et la prédiction du phénomène d'encrassement par rapport à la littérature.

---

**Mots-clés :** Encrassement ; Echangeur de chaleur ; performance ; Statistique ; Plan d'expérience ; Intelligence artificiel.

---

---

## Summary

### Mastery of fouling for a capitalization of heat exchangers

---

The issue of heat exchanger fouling is among the most critical challenges in industrial applications because it directly impacts the profitability of installations, primarily due to costs associated with production losses, energy overconsumption, and cleaning and maintenance expenses.

The study presented in this thesis is a part of high-performance research on heat exchangers within the crude oil distillation unit at the Algiers refinery. It employs two statistical methods. The first aspect of the study centers on the application of the surface response method with a Box-Behnken design to model fouling resistance. The results were statistically analyzed using variance analysis to identify the factors and their interactions that have a statistically significant effect on the operating parameters of the exchanger. Additionally, the desirability function (DF) was utilized for multi-objective optimization aimed at enhancing the heat transfer capacity within the exchanger.

The second aspect involves predicting fouling resistance through supervised machine learning models, including the multilayer perceptron artificial neural network, the nonlinear autoregressive model with exogenous inputs, and the support vector machine (RNA-PMC, NARX, and SVM). The results obtained following a comparison of the three techniques indicated that the neural model (RNA-MLP) exhibits an excellent agreement between estimated and experimental values, accompanied by a strong correlation coefficient, denoted as  $R$ . A sensitivity analysis was conducted using the "Weight" approach to examine the impact of input variables on fouling resistance.

The performances of the MSR-BBC and RNA-MLP models are exceptional for modeling and predicting fouling phenomena when compared to existing literature.

---

**Keywords:** Fouling; Heat exchanger; performance; Statistic; Experimental design; Artificial intelligence.

---

---

## ملخص

### التحكم في تراكم العناصر الصلبة لرسملة المبادلات الحرارية

---

مشكلة تراكم العناصر الصلبة في المبادلات الحرارية تُعدّ واحدة من أكثر المشكلات الحرجة التي يجب حلها في التطبيقات الصناعية. حيث يتأثر ذلك بشكل كبير على ربحية المنشآت نتيجة التكاليف المتعلقة أساساً بفقدان الإنتاج استهلاك، زائد للطاقة، تكاليف التنظيف والصيانة.

الدراسة المقدمة في هذه الأطروحة تأتي في سياق البحث عن أداء مرتفع لمبادلات الحرارة في وحدة تقطير النفط الخام في مصفاة الجزائر، باستخدام طريقتين إحصائيتين. يتمحور المحور الأول للدراسة حول تطبيق طريقة الاستجابة السطحية (MSR) باستخدام تصميم Box-Behnken لنمذجة مقاومة تراكم العناصر الصلبة. تمت معالجة النتائج إحصائياً باستخدام تحليل التباين لتحديد العوامل وتفاعلاتها التي تؤثر إحصائياً على معاملات تشغيل المبادل. تم أيضاً استخدام وظيفة الرغبة (DF) لتحسين متعدد الأهداف لزيادة قدرة نقل الحرارة في المبادل.

المحور الثاني يتعلق بالتنبؤ بمقاومة التلوث من خلال نماذج تعلم آلي تخضع للإشراف، مثل الشبكة العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات والنموذج الذاتي غير الخطي مع مدخلات خارجية وآليات دعم القوى الناقلية RNA-MLP و SVM و NARX. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها بعد مقارنة هذه الأساليب الثلاثة أن النموذج العصبي RNA-PMC يُظهر اتفاقاً ممتازاً بين القيم المقدرة والتجريبية، مصحوباً بمعامل ارتباط R جيد. تم استخدام تحليل الحساسية بأسلوب "الوزن" لاستكشاف تأثير المتغيرات المدخلة على مقاومة تلوث العناصر الصلبة.

أداء نماذج MSR-BBC و RNA-MLP الحاصل عليه ممتاز لنمذجة وتنبؤ ظاهرة التلوث مقارنة بالأدب المتاح.

---

**كلمات مفتاحية:** تراكم العناصر الصلبة ؛ المبادل الحراري ؛ الأداء ؛ الإحصاء ؛ التصميم التجريبي ؛ الذكاء الاصطناعي

---

## Table des matières

Dédicaces .....	I
Remerciement .....	II
Production scientifique .....	III
Résumés .....	V
Table des matières .....	VIII
Nomenclatures .....	XII
Liste des tableaux .....	XV
Liste des figures .....	XVI

<b>Introduction générale</b> .....	1
------------------------------------	---

### Chapitre I : Généralités sur l'encrassement des échangeurs de chaleur

I.1.Introduction.....	4
I.2.Les échangeurs de chaleur .....	4
I.2.1.Classification des échangeurs de chaleur .....	5
I.2.1.1. Classification suivant le type de construction .....	5
I.2.1.2. Classification suivant le processus de transfert .....	5
I.2.1.3. Classification suivant la capacité de la surface d'échange .....	5
I.2.1.4. Classification suivant le sens d'écoulement .....	5
I.2.1.5. Classification en fonction de la nature du matériau de la paroi d'échange .....	6
I.2.1.6. Classification selon la nature de fluide .....	6
I.2.1.7. Classification suivant le mécanisme de transfert de chaleur .....	6
I.2.2. Les principaux types d'échangeurs de chaleur.....	6
I.2.2.1. Echangeur à double tube.....	6
I.2.2.2. Echangeur à tube et calandre .....	7
I.2.2.3. Echangeur de chaleur à plaque .....	7
I.2.3.Principe de base du fonctionnement de l'échangeur de chaleur .....	8
I.2.4 Analyse de l'échangeur de chaleur.....	8
I.2.4.1.La méthode DTLM.....	10
I.2.4.2.Méthode $\varepsilon - NTU$ .....	10
I.3. L'encrassement .....	11
I.3.1. Les différents types d'encrassement .....	12
I.3.1.1. L'encrassement particulière.....	12
I.3.1.2. L'encrassement par précipitation.....	12

I.3.1.3. L'encrassement biologique .....	13
I.3.1.4. L'encrassement par corrosion .....	14
I.3.1.5. L'encrassement par réaction chimique .....	14
I.3.1.6. L'encrassement par solidification .....	15
I.3.2. Mécanisme d'encrassement .....	15
I.3.2.1. L'initiation .....	15
I.3.2.2. Transport .....	15
I.3.2.3. Dépôt .....	15
I.3.2.4. Le réentraînement .....	16
I.3.2.5. Le vieillissement .....	16
I.3.3. Les facteurs influençant l'encrassement .....	16
I.3.3.1. Paramètres de fonctionnement .....	16
I.3.3.2. Caractéristiques de l'échangeur de chaleur .....	17
I.3.4. Estimation de la résistance d'encrassement .....	18
I.3.5. Différentes courbes d'encrassement .....	19
I.3.6. Les modèles d'encrassement .....	20
I.2.7. Les effets d'encrassement .....	21
I.2.7.1. Les effets économiques .....	21
I.2.7.2. Les effets environnementaux .....	21
I.4. Conclusion .....	22

## **Chapitre II: Synthèse bibliographique**

II.1. Introduction .....	23
II.2. La méthode des plans d'expériences .....	24
II.2.1. Les différents plans d'expériences .....	26
II.2.1.1. Le plan de criblage .....	26
II.2.1.2. Les plans à surface de réponse .....	27
II.2.2. Analyse statistique des résultats .....	29
II.2.2.1. Analyse globale du modèle .....	29
II.2.2.2. Analyse graphique des résultats .....	30
II.2.3. Désirabilité et optimisation .....	31
II.2.4. Revue des travaux sur la modélisation de la performance et de l'encrassement des échangeurs de chaleur par la méthode des plans d'expériences .....	31
II.3. L'intelligence artificielle-Apprentissage automatique .....	34
II.3.1. Les méthodes d'apprentissage automatique supervisé .....	36
II.3.1.1. Le réseau de neurone artificiel .....	36

II.3.1.2.Machines à vecteurs support .....	40
II.3.1.3.Le modèle autorégressif non linéaire avec entrées exogènes.....	41
II.3.2.Revue des travaux de l'utilisation de l'intelligence artificielle pour la modélisation de la performance des échangeurs de chaleur .....	43
II.4. Conclusion .....	45

### **Chapitre III : Modélisation et optimisation de la résistance d'encrassement par la méthode de Box-Behnken**

III.1. Introduction .....	46
III.2. Matériels et méthode .....	46
III.2.1. Procédure expérimentale .....	47
III.2.2. La méthode de Box Behnken.....	49
III.3. Résultats et discussions .....	50
III.3.1. Ajustement du modèle et analyse statistique .....	50
III.3.2.L'effet interactif des paramètres sur la résistance d'encrassement $R_f$ .....	56
III.3.2.1.Effet de la température d'entrée de brut et du débit massique de RT sur $R_f$ .....	56
III.3.2.2.Effet de la température d'entrée de RT et la température de sortie de pétrole brut sur $R_f$ .....	57
III.3.2.3.Effet des températures de sortie de brut et de reflux de tête sur $R_f$ .....	57
III.3.2.4.Effet de température de sortie et le débit massique de reflux de tête sur $R_f$ .....	58
III.3.2.5.Effet de la température d'entrée et le débit massique de reflux de tête sur $R_f$ ....	59
III.3.2.6.Effet de la température de sortie et le débit massique de reflux de tête sur $R_f$ ...	59
III.4. Optimisation par la fonction de désirabilité .....	60
III.5. Conclusion.....	62

### **Chapitre IV : Analyse et modélisation de la résistance d'encrassement par les techniques d'apprentissage supervisé**

IV.1. Introduction .....	64
IV.2. Méthodologie d'étude .....	65
IV.2.1. Base de données .....	65
IV.2.2. Séparation des bases de données.....	65
IV.2.3.Prétraitementdesdonnées .....	66
IV.2.4. Evaluation suivie dans le développement du modèle.....	66
IV.2.4.1. Le modèle de réseau de neurone de type de Perceptron à Multicouches .....	66
IV.2.4.2. Le modèle autorégressif non linéaire avec des entrées exogènes (NARX).....	67



IV.2.4.3. Les machines à vecteur support (SVM).....	68
IV.2.5. Analyse de sensibilité par la méthode du « poids » .....	69
IV.3. Résultats et discussion .....	70
IV.3.1. Impact de la division de la base de données.....	70
IV.3.2. Le Modèle RNA-MLP.....	71
IV.3.3. Le modèle NARX.....	74
IV.3.4. Le modèle SVM .....	77
IV.3.5. Les résultats d'analyse de sensibilité.....	79
IV.3.6. Comparaison avec d'autres modèles .....	81
IV.4. Conclusion .....	83
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>84</b>
<b>Références bibliographique .....</b>	<b>87</b>

## Nomenclatures

Symbole	Signification	Unité
Abréviations		
AHC	Méthode de classification ascendante hiérarchique	--
ANOVA	Analyse de variance	--
BBD	Méthode de Box-Behnken	--
BFGS	Algorithme de Broydon - Fletcher - Shanno	--
CCD	Méthode composite centrée	--
CFD	Dynamique des fluides computationnels	--
ERBF	Fonction de base radiale exponentielle	--
GPL	Gaz de pétrole liquéfié	--
GRNN	Algorithmes de réseaux de neurones de régression	--
IA	Intelligence artificielle	--
KNN	k-voisins les plus proches	--
LM	Méthode de Levenberg-Marquardt	--
LMTD	Différence de température moyenne logarithmique	°C
LS-SVM	Algorithmes de la machine vectorielle à moindre support de carrés	--
MAE	Erreur absolue moyenne	--
MAPE	Erreur absolue moyenne en pourcentage	--
MBE	Erreur de biais moyen	--
MLP	Perceptron multicouche	--
MPE	Méthode des plans d'expériences	--
MRWNN	Réseau neuronal d'ondelettes multi-résolution	--
MSR	Méthode de surface de réponse	--
NARX	Modèle autorégressif non linéaire avec entrées exogènes	--
NTU	Nombre d'unités de transfert	--
PLS	Algorithme des moindres carrés partiels	--
RBF	Fonction de base radiale	--
RF	Forêts aléatoires	--
RMSE	Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne	--
RNA	Réseau de neurones artificiels	--
RVFL	Algorithmes de liaison fonctionnelle vectorielle aléatoire	--
RT	Reflux de tête	--

SMO	Optimisation des médias sociaux	--
SVM	Machine à vecteurs support	--
SVR	Régressions à vecteurs de support	--

### Lettre latines

A	Surface d'échange	m <sup>2</sup>
b <sub>j</sub>	Biais	--
C <sub>p</sub>	Chaleur spécifique	J kg <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup>
D	Diamètre	m
DF	Fonction de désirabilité individuelle	--
DS	Déviation Standard	--
E	énergie d'activation	J mol <sup>-1</sup>
e	Epaisseur	m
F	Test de Fisher	--
F <sub>c</sub>	Facteur de correction	--
h	Coefficient de transfert de chaleur par convection	W m <sup>-2</sup> °K <sup>-1</sup>
L	Longueur du tube	m
Logsig	Sigmoïde Logarithmique	--
m	Taux de masse de dépôt par unité de surface	kg m <sup>-2</sup> s <sup>-1</sup>
$\dot{m}$	Débit massique	kg s <sup>-1</sup>
Nu	Nombre du Nusselt	--
Pr	Nombre de Prandtl	--
Purelin	Fonction d'Activation Linéaire	--
q	Flux thermique	W
R	Coefficient de corrélation	--
R <sup>2</sup>	Coefficient de détermination	--
Re	Nombre de Reynolds	--
R <sub>g</sub>	Constante du gaz universel	J mol <sup>-1</sup> K <sup>-1</sup>
Sin	Fonction d'Activation Sinus	--
T	Température	°C
Tanh	Fonction D'activation Tangente Hyperbolique	--
t	temps	s
U	Coefficient global d'échange	W m <sup>-2</sup> °K <sup>-1</sup>

V	Vitesse	$\text{m s}^{-1}$
w	Poids	--

### Indices et Exposants

c	Coté calandre	--
ch	Fluide chaud	--
d	déposition	--
e	Entrée	--
f	Encrassement	--
fr	Fluide froid	--
lm	Moyenne logarithmique	--
max	Maximal	--
min	Minimal	--
pre	Prédictive	--
r	réentraînement	
res	Résidus	--
s	Sortie	--
t	Coté tube	--
tot	Totale	--

### Lettres grecques

$\alpha$	paramètre d'ajustement du modèle	$^{\circ}\text{K s}^2 \text{kg}^{-1}$
$\beta$	paramètre d'ajustement du modèle	--
$\gamma$	paramètre d'ajustement du modèle	$\text{m}^3 \text{K s J kg}$
$\Delta$	Différence	--
$\varepsilon$	Efficacité	--
$\lambda$	Conductivité thermique	$\text{W m}^{-1} ^{\circ}\text{K}^{-1}$
$\mu$	Viscosité dynamique	$\text{Pa s}$
$\rho$	Masse volumique	$\text{Kg m}^{-3}$
$\tau$	Contrainte tangentielle exercée sur le dépôt	$\text{Pa}$
$\varphi$	Fonction d'activation	--

## Liste des tableaux

### Chapitre I : Généralités sur l'encrassement des échangeurs de chaleur

Tableau I.1. Les différents modèles d'encrassement de pétrole brut .....	20
--	----

### Chapitre II : Synthèse bibliographique

Tableau II.1. Structure de base du test ANOVA dans le plan expérimental. ....	30
---	----

Tableau II.2. Différentes fonctions d'activation.....	37
---	----

### Chapitre III : Modélisation et optimisation de la résistance d'encrassement par la méthode de Box-Behnken

Tableau III.1. Les caractéristiques d'échangeur de chaleur E101 CBA .....	47
---	----

Tableau III.2. La plage paramétrique des variables.....	48
---	----

Tableau III. 3. Les niveaux des facteurs indépendants .....	50
---	----

Tableau III.4. Les résultats expérimentaux .....	51
--	----

Tableau III.5. Résumé statistique .....	53
---	----

Tableau III.6. Les résultats d'analyse de variance pour la résistance d'encrassement.....	53
---	----

Tableau III. 7. Les résultats d'optimisation .....	62
--	----

### Chapitre IV : Analyse et modélisation de la résistance d'encrassement par les techniques d'apprentissage supervisé

Tableau IV.1. Analyse statistique des variables d'entrée et de sortie pour la prédiction de la résistance d'encrassement.....	65
---	----

Tableau IV.2. Impact de la partition de la base de données .....	71
--	----

Tableau IV.3.Évaluation des performances des modèle RNA-MLP avec différentes architectures et différentes fonction d'activation.....	71
--	----

Tableau IV.4. La structure principale du réseau RNA-MLP développé.....	73
--	----

Tableau IV.5. La structure principale du réseau RNA-MLP développé.....	74
--	----

Tableau IV.6. Évaluation des performances des modèles MVS avec différents Fonction Kernel. ....	77
---	----

Tableau IV.7. Évaluation du modèle SVM-RBF.....	77
---	----

Tableau IV.8. L'évaluation statistique de la performance des troismodèles.....	79
--	----

Tableau IV.9. Poids et biais du RNA-PMC optimal.....	80
--	----

Tableau IV.10. Comparaison de la résistance à l'encrassement prévue avec les études précédentes.....	81
--	----

## Liste des figures

### Chapitre I: Généralités sur l'encrassement des échangeurs de chaleur

<b>Figure I.1.</b> Les types d'écoulement a) co-courant, b) contre- courant, c) courant croisé .....	5
<b>Figure I.2.</b> Echangeur de chaleur à double tube.....	6
<b>Figure I.3.</b> Echangeur de chaleur tube et calandre .....	7
<b>Figure I.4.</b> Echangeur de chaleur à plaque .....	8
<b>Figure I.5.</b> Profil de température .....	10
<b>Figure I.6.</b> Encrassement particulaire.....	12
<b>Figure I.7.</b> Encrassement par précipitation .....	13
<b>Figure I.8.</b> Encrassement biologique.....	13
<b>Figure I.9.</b> L'encrassement par corrosion .....	14
<b>Figure I.10.</b> L'encrassement par réaction chimique .....	14
<b>Figure I.11.</b> Les différents mécanismes d'encrassement .....	16
<b>Figure I.12.</b> Profil de température dans une surface de transfert de chaleur encrassé.....	18

### Chapitre II: Synthèse bibliographique

<b>Figure II.1.</b> Nombre des publications inhérents à la modélisation de la performance des échangeurs de chaleur durant les années avant 1994 à 2023 (Science direct et Google scholar 27/08/2023).....	23
<b>Figure II.2.</b> Modèle général d'un processus ou d'un système .....	24
<b>Figure II.3.</b> Classification des plans d'expériences.....	25
<b>Figure II.4.</b> Comparaison entre le plan Box-Behnken et le plan composite centrée [50] .....	29
<b>Figure II.5.</b> Courbe iso-réponse et surface de réponse.....	31
<b>Figure II.6.</b> La carte structurale simple d'un neurone biologique .....	36
<b>Figure II.7.</b> Modèle non linéaire d'un neurone.....	36
<b>Figure II.8.</b> L'architecture d'un réseau de neurones multicouches (Exemple avec deux couches cachées) .....	39
<b>Figure II.9.</b> Schéma simplifié de classification (a) linéaire et (b) non linéaire .....	40
<b>Figure II.10.</b> Différents architecture du réseau NARX.....	42

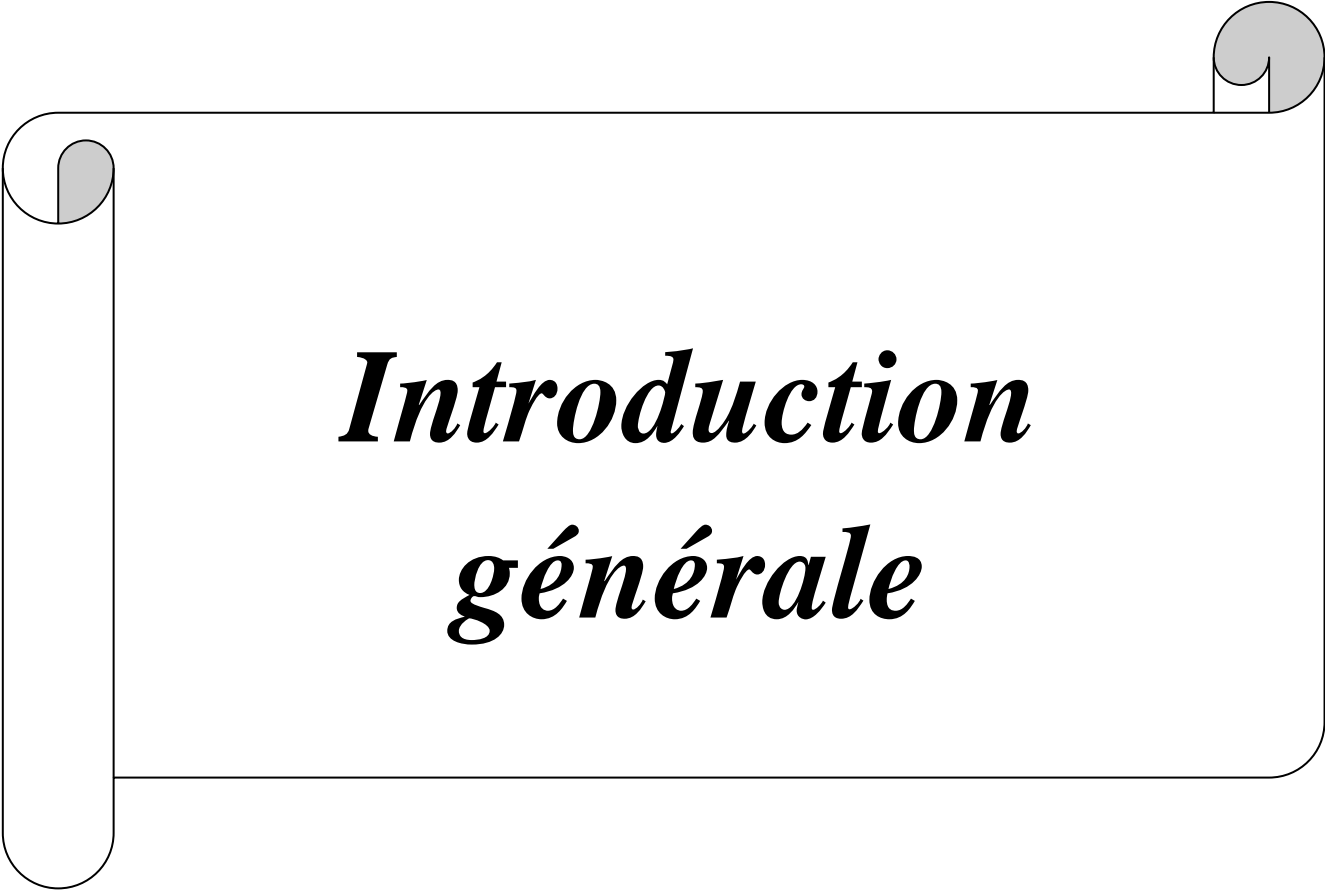
### Chapitre III : Modélisation et optimisation de la résistance d'encrassement par la méthode de Box-Behnken

<b>Figure III.1.</b> Schéma simplifié du circuit préchauffe du brut.....	47
<b>Figure III. 2.</b> Valeurs observées par rapport aux valeurs prévues pour la résistance d'encrassement $R_f$ .....	55
<b>Figure III. 3.</b> Surface de réponse et leur contour d'effet de la température d'entrée de brut et du débit massique de RT sur $R_f$ .....	57

<b>Figure III. 4.</b> Surface de réponse et leur contour Effet de la température d'entrée de RT et la température de brut sur $R_f$ .....	57
<b>Figure III. 5.</b> Surface de réponse et leur contour d'effet des températures de sortie de brut et de reflué de tête sur $R_f$ .....	58
<b>Figure III. 6.</b> Surface de réponse et leur contour d'effet de température de sortie et de débit de reflué de tête sur $R_f$ .....	58
<b>Figure III. 7.</b> Surface de réponse et leur contour d'effet de la température d'entrée et de débit massique de reflué de tête sur $R_f$ .....	59
<b>Figure III. 8.</b> Surface de réponse et leur contour d'effet de la température d'entrée et le débit massique de reflué de tête sur $R_f$ .....	60
<b>Figure III. 9.</b> La fonction de désirabilité d'une réponse à minimiser .....	61

#### **Chapitre IV : Analyse et modélisation de la résistance d'encrassement par les techniques d'apprentissage supervisé**

<b>Figure IV.1.</b> Topologie du réseau neuronal à réaction multicouche .....	67
<b>Figure IV.2.</b> L'architecture réseau NARX conçue et proposée.....	68
<b>Figure IV.3.</b> Diagramme de la méthodologie pour calculer les trois modèles (RNA-MLP), (NARX) et (SVM).....	69
<b>Figure IV. 4.</b> Diagramme alternatif de la méthode de poids [110] .....	70
<b>Figure IV.5.</b> Comparaison des valeurs expérimentales Vs. valeurs calculées : (a) la phase de d'apprentissage (RNA-MLP), (b) la phase de test (RNA-MLP), (c) la phase totale (RNA-MLP).....	74
<b>Figure IV.6.</b> Comparaison des valeurs expérimentales Vs. valeurs calculées : (a) la phase de d'apprentissage (NARX), (b) la phase de test (NARX), (c) la phase totale (NARX).....	75
<b>Figure IV.7.</b> MSE pour la formation, les tests et la validation du modèle NARX .....	76
<b>Figure IV.8.</b> Comparaison de la résistance à l'encrassement expérimentale et du modèle NARX à l'aide de toutes les données .....	76
<b>Figure IV.9.</b> Comparaison des valeurs expérimentales Vs. valeurs calculées : (a) la phase de d'apprentissage (SVM-RBF), (b) la phase de test (SVM-RBF), (c) la phase totale (SVM-RBF). .....	78
<b>Figure IV.10.</b> Importance relative (%) des variables d'entrée sur la résistance d'encrassement.....	80

A decorative graphic of a scroll with a black outline and rounded corners. The scroll is partially unrolled, with the top and bottom edges curving upwards. The interior of the scroll is white, and the text is centered within it. There are three grey circular elements: one at the top right corner, one at the top left corner, and one at the bottom left corner, representing the ends of the scroll's folds.

***Introduction  
générale***



Ces dernières années, les industriels se sont concentrés sur la recherche de hautes performances énergétiques face à l'augmentation des prix de l'énergie et raréfaction des sources d'énergie primaire. Dans ce contexte, les fabricants développaient des processus optimisés et des équipements techniques optimaux. Les échangeurs de chaleur de différentes conceptions, tailles et configurations se retrouvent dans presque tous les systèmes et les applications de gestion thermique, et à ce titre, ils représentent une part importante du marché mondial de l'énergie est considéré comme un élément omniprésent et essentiel de la stratégie de performance énergétique. Son principe de fonctionnement est de transférer l'énergie thermique d'un fluide à un autre sans les mélanger [1]. Pour améliorer l'efficacité du transfert de chaleur, optimiser la récupération d'énergie et assurer la meilleure rentabilité de ces équipements peut être fait par diverses techniques, telles que : conception optimale, contrôle approprié des conditions de fonctionnement, nettoyage et maintenance des échangeurs thermiques.

L'un des problèmes prépondérants dans la diminution des performances de ces installations est l'encrassement créé par l'accumulation de matériaux solides sur les surfaces des échangeurs de chaleur. L'encrassement des équipements de traitement et des surfaces de l'échangeur de chaleur a souvent un impact significatif sur l'efficacité et le fonctionnement des échangeurs de chaleur. Plus précisément, l'encrassement réduit le taux de transfert de chaleur, entrave l'écoulement du fluide, corrode la surface du matériau et contamine le fluide de travail [2]. Ces effets entraînent des dépenses financières sur toutes les grandes industries de chaleur, généralement en termes d'installation de surfaces étendues supplémentaires, de pertes de production dues à des arrêts liés à l'encrassement imprévu, des coûts d'entretien pour l'élimination des dépôts avec des produits chimiques et des dispositifs antisalissure mécaniques, d'augmentation de la consommation de carburant, d'eau et d'électricité. Parmi plusieurs industries qui sont les plus concernées par le phénomène d'encrassement sont les industries pétrochimiques.

L'encrassement dans les échangeurs de préchauffage des unités de distillation de pétrole brut est un grave problème de fonctionnement pour les raffineries de pétrole. Le pétrole brut a des compositions différentes selon l'endroit où il a été puisé. Un facteur crucial régissant l'encrassement est la quantité d'asphaltènes dans le brut et leur solubilité et réactivité à haute température. Les coûts mondiaux, liés spécifiquement à l'encrassement du pétrole brut dans les trains de préchauffage, ont été équivalents à environ 20 % de l'encrassement total des échangeurs de chaleur, estimé à 4,5 millions de dollars/an [3].

Il existe différentes méthodes pour ralentir la présence et l'accumulation d'encrassement (filtration, traitement chimique, etc.) [4]. Une fois que l'encrassement se produit, un nettoyage complet de l'installation est nécessaire. Le nettoyage périodique systématique pour éliminer l'encrassement n'est pas la meilleure solution. Si la période est courte, les coûts d'arrêt de production, c.-à-d. les pertes de production pendant les tâches de nettoyage et d'entretien (nettoyage, démontage, etc.) peuvent augmenter. Au contraire, si cette période est prolongée, l'encrassement peut augmenter l'énergie consommée par le procédé (l'efficacité de l'échangeur de chaleur diminue avec l'encrassement), une augmentation de la consommation de fluide de refroidissement et un impact sur l'environnement [5]. Pour toutes ces raisons, les fabricants d'échangeurs de chaleur et leurs clients cherchent à passer de la maintenance systématique à la maintenance prédictive.

La prédiction de l'encrassement est un objectif principal pour nombreux chercheurs, et les méthodes qui peuvent être utilisées à cette fin ont varié. Il convient de noter que les expériences, les simulations de dynamique des fluides computationnelle (CFD) et d'autres méthodes traditionnelles ont échoué en raison de nombreuses considérations, notamment le temps et la précision dans la prévision des effets de l'encrassement [6]. En conséquence, les instituts de recherche se sont tournés vers des modèles plus appropriés, tels que les algorithmes de modélisation statistique.

Les méthodes de plan d'expérience (MPE) et d'intelligence artificiel (IA), appelés modèles de boîtes noires, sont des techniques statistiques qui ont été utilisées pour comprendre le comportement non-linéaire des systèmes complexes. Cependant, le potentiel des modèles MPE et IA pour prédire avec précision la résistance de l'encrassement afin d'optimiser les méthodes de performances des échangeurs de chaleur, de réduire les temps d'arrêt et minimiser les coûts de maintenance n'a pas été systématiquement utilisé et comparé. A ce titre, l'objectif de notre thèse s'inscrit dans cette démarche.

Cette thèse se compose de quatre grands chapitres :

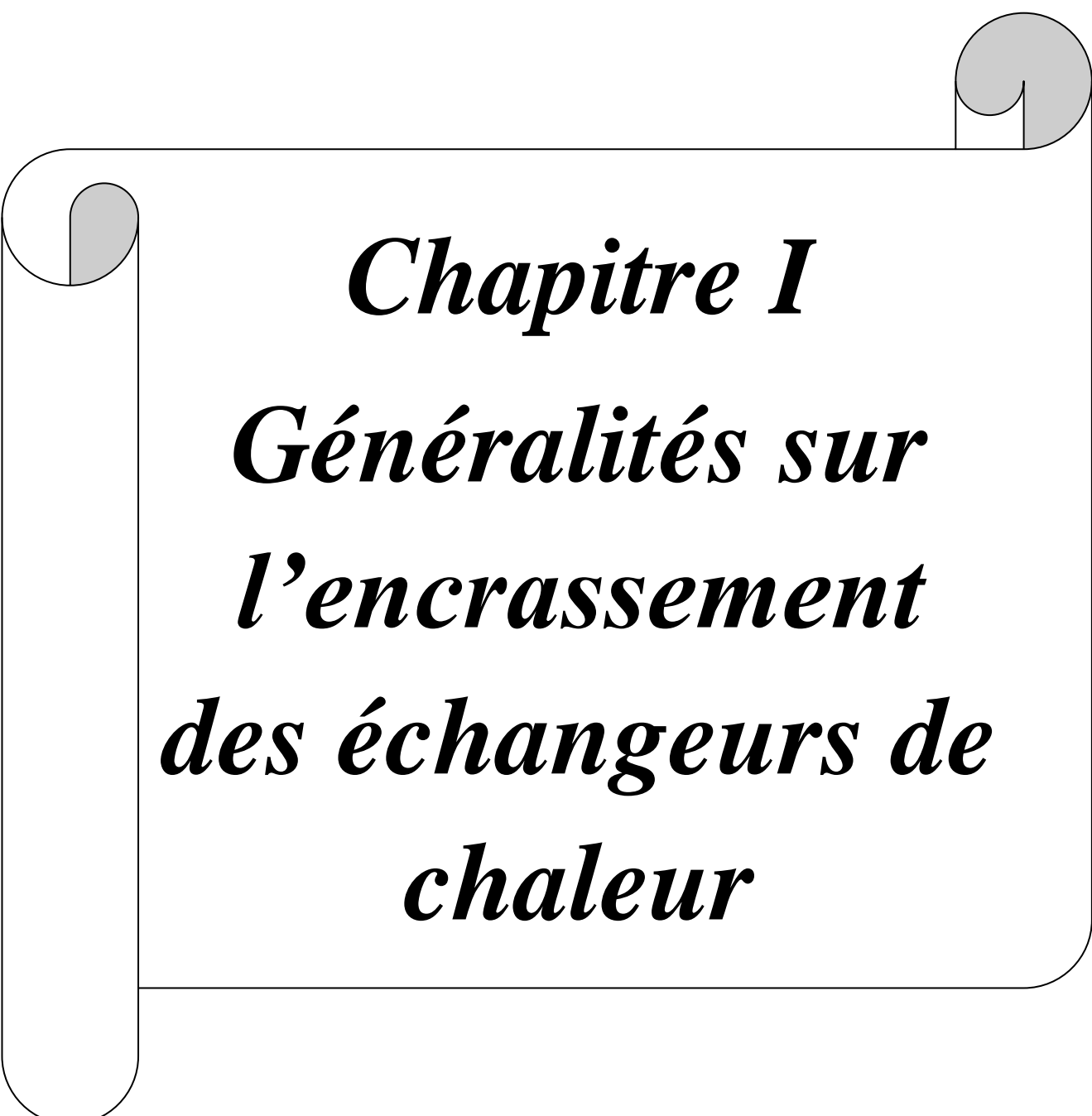
Le premier chapitre aborde un certain nombre de généralités utiles pour une bonne compréhension de la problématique de l'encrassement des échangeurs de chaleur. On attache à décrire de façon succincte les différentes classes des échangeurs de chaleur et les principales méthodes d'analyse de leurs performances. Puis, on présente le phénomène d'encrassement qui est à l'origine de dégradation de l'efficacité des échangeurs.

Dans le deuxième chapitre, on détaille les différentes techniques de plan d'expérience et d'intelligence artificielle. Ainsi, on présente une revue de la littérature concernant les recherches qui ont une relation avec le thème de cette thèse et ces techniques.

Le troisième chapitre porte sur la modélisation et l'optimisation de l'encrassement dans un échangeur de chaleur à partir de données expérimentales pour une raffinerie en Algérie. A travers ce chapitre, on explique la construction d'un plan de Box-Behnken ainsi que les étapes d'analyse et d'optimisation multi-objectifs à l'aide de logiciel Design expert.

Dans le quatrième chapitre, on utilise trois modèles conventionnels d'apprentissage automatique pour prédire et modéliser la résistance d'encrassement dans un échangeur de chaleur tube et calandre, en particulier les réseaux « neurone » artificiel type de Perceptron Multicouches (RNA-MLP), le modèle autorégressif non linéaire avec des entrées exogènes (NARX) et le modèle de machine à vecteur support (SVM). Ensuite, on les compare pour confirmer le modèle qui donne la prédiction la plus précise et fiable.

En dernier, une conclusion clôturera cette thèse et dans laquelle sont mis en évidence les résultats obtenus ainsi que les perspectives qui peuvent être envisagées dans le futur.

A decorative graphic of a scroll with a black outline and rounded corners. The scroll is partially unrolled, with the top and bottom edges curving upwards. The background of the scroll is white, and the unrolled portion is shaded in light gray. The text is centered within the scroll.

***Chapitre I***  
***Généralités sur***  
***l'encrassement***  
***des échangeurs de***  
***chaleur***

## **I.1.Introduction**

L'efficacité énergétique des procédés industriels peut être perdue en raison des problèmes de fonctionnement des échangeurs de chaleur telle que le phénomène d'encrassement, de corrosion, de vibrations et de résistance mécanique.

Ce chapitre théorique présente l'échangeur de chaleur et le phénomène d'encrassement dans deux parties. La première partie est un aperçu général sur l'échangeur de chaleur et leurs classifications, les principaux échangeurs existants, les principes et les méthodes d'analyse de la performance des échangeurs de chaleurs.

La deuxième partie est une démarche compréhensive de phénomènes d'encrassement et leurs différents types, les divers paramètres influençant le développement de dépôt, les différentes phases conduisant à l'encrassement, les conséquences économique et environnementale de ce phénomène et quelques modèles de l'encrassement de pétrole brut.

## **I.2.Les échangeurs de chaleur**

Un échangeur de chaleur est un dispositif qui garantit le transfert de l'énergie entre deux ou plusieurs fluides à des températures différentes par deux mécanismes principaux : la conduction et la convection .Ces fluides peuvent être en contact indirect (c'est-à-dire séparés par une paroi ou une cloison) ou direct.

Le fluide dans l'échangeur de chaleur peut rester dans son état physique (liquide ou gazeux) ou se former successivement dans les deux phases: c'est le cas des condenseurs, évaporateurs, bouilleurs ou des tours de refroidissements.

Les échangeurs de chaleur peuvent être utilisé à l'échelle industrielle ou domestique et couvre un large éventail d'applications : chauffage et refroidissement dans les évaporateurs, la réfrigération et la climatisation, la condensation dans les centrales électriques, la génération de vapeur, récupération de chaleur perdue, chauffage ou refroidissement de fluides, radiateurs pour véhicules spatiaux ou terrestres [7]. La conception des échangeurs repose principalement sur l'application, l'environnement, l'utilisation et les conditions d'exploitation (température et pression). Toutes les recherches publiées antérieurement visent à optimiser leur efficacité et/ou à réduire leur volume et leur masse [8].

### I.2.1. Classification des échangeurs de chaleur

En général, les échangeurs de chaleur industriels peuvent être classés de multiple façon[7]:

#### I.2.1.1. Classification suivant le type de construction

Il concerne la géométrie globale de l'échangeur de chaleur, qui peut être classé en quatre parties principales :

- ❖ Echangeurs de chaleur tubulaires (double tube, tube et calandre, coaxial).
- ❖ Echangeurs à plaques (à joint, spirale, soudé, brasé, bobine de panneau, lamelle).
- ❖ Echangeurs de chaleur à surface étendue (tube ailette, plaque ailette).
- ❖ Régénérateurs (fixes, rotatifs).

#### I.2.1.2. Classification suivant le processus de transfert

On distingue deux types de transfert thermique :

- ❖ Un type de contact indirect (type de transfert direct, type de stockage, lit fluidisé),
- ❖ Type de contact direct (fluide non miscibles, gaz –liquide, liquide-vapeur).

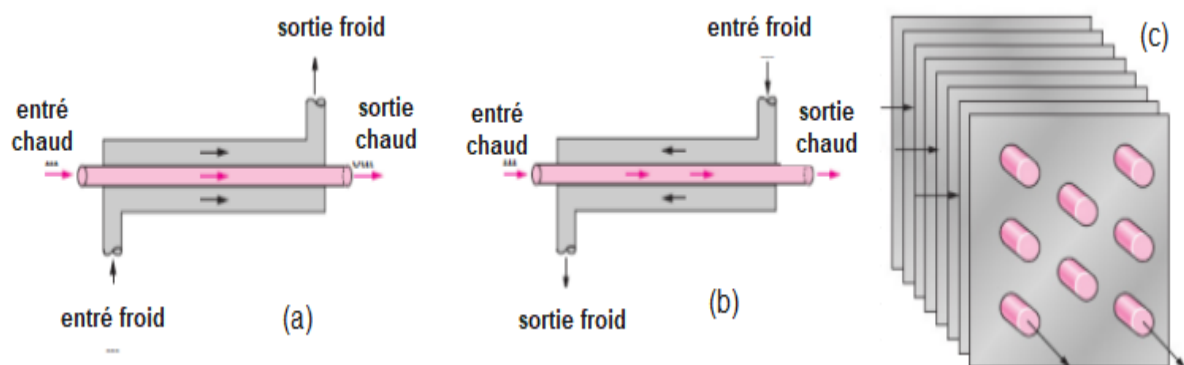
#### I.2.1.3. Classification suivant la capacité de la surface d'échange

La compacité est déterminée par le ratio entre la surface d'échange et le volume de l'échangeur. On considère qu'un échangeur est compact lorsque sa compacité est supérieure à  $700\text{m}^2/\text{m}^3$  ; il est probable que cette valeur varie entre 500 et  $800\text{m}^2/\text{m}^3$ .

#### I.2.1.4. Classification suivant le sens d'écoulement

Les principaux schémas d'écoulement sont [9]:

- ❖ Courants parallèles : les deux fluides les deux liquides s'écoulent en parallèle et suivant la même direction.
- ❖ Contre-courants : les deux fluides circulent de façon parallèle mais prennent la direction opposée.
- ❖ Courants croisés : les deux fluides coulent de façon perpendiculaire.



**Figure I. 1.** Les types d'écoulement a) co-courant, b) contre- courant, c) courant croisé [9]

### I.2.1.5. Classification en fonction de la nature du matériau de la paroi d'échange

Deux types de parois doivent être considérés :

- ❖ Les échangeurs métalliques d'acier, de cuivre, d'aluminium ou de matières spéciales: superalliages, métaux ou alliages réfractaires;
- ❖ Les échangeurs non métalliques en plastique, céramique, graphite, verre, etc.

### I.2.1.6. Classification selon la nature de fluide

Elle fait la différence entre les échangeurs où les deux fluides sont des gaz, uniquement des liquides ou les deux.

### I.2.1.7. Classification suivant le mécanisme de transfert de chaleur

- ❖ Convection monophasée des deux côtés.
- ❖ Convection monophasée d'un côté et convection biphasée de l'autre côté.
- ❖ Convection biphasée des deux côtés.
- ❖ Convection combinée et de transfert de chaleur radiatif.

## I.2.2. Les principaux types d'échangeurs de chaleur

Les dispositifs les plus importants sont :

### I.2.2.1. Echangeur à double tube

Il est appelé aussi échangeur de chaleur à tube concentrique, il s'agit d'un échangeur de chaleur dans lequel un fluide s'écoule à travers l'anneau. Il est l'une des configurations les plus simples dans l'industrie. Ses principales utilisations sont le refroidissement des fluides de processus ou des petites zones de transfert de chaleur, il peut être connu dans un certain nombre d'arrangement tels que le flux parallèle, à contre-courant et combinés en série ou en parallèle avec d'autre échangeur de chaleur pour former un système [10]. L'échangeur de chaleur à double tube présente l'inconvénient d'une surface de transfert de chaleur limitée.

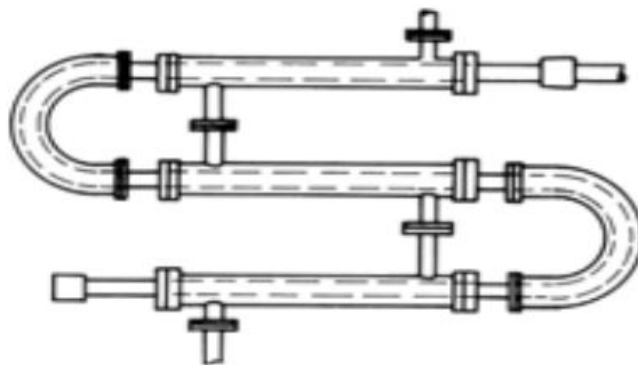


Figure I.2. Echangeur de chaleur à double tube [8]

### I.2.2.2. Echangeur à tube et calandre

Est constitué d'un faisceau de tubes contenus dans une calandre. Les tubes sont disposés selon différents motifs: carré 90°, le carré tourne 45° et le triangle équilatéral 30°. A l'intérieur de la calandre sont rajoutés des chicanes de divers types: circulaire, demi circulaire, segment, orifice et disque pour maintenir un espacement uniforme entre les tubes, augmenter la turbulence et améliorer le transfert de chaleur. L'écoulement peut être parallèle, à contre-courant ou croisé. L'échangeur à tube et calandre sont largement utilisés comme refroidisseurs d'huile, condenseurs de puissance, préchauffeurs et générateurs de vapeur.

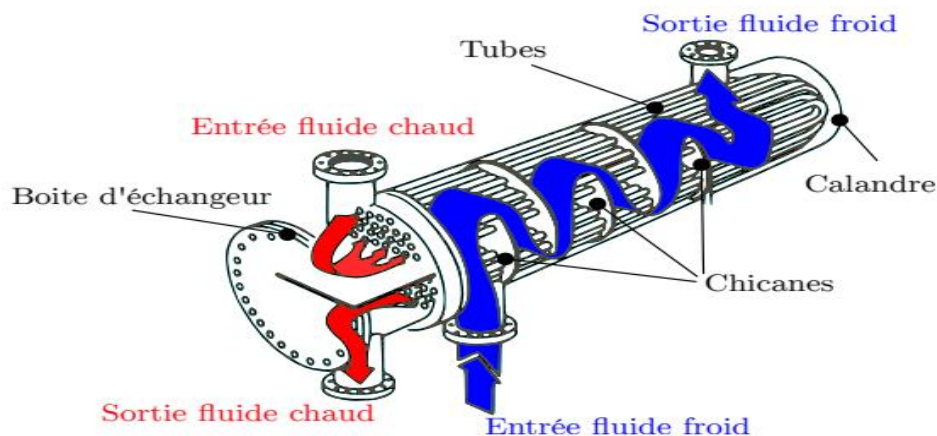


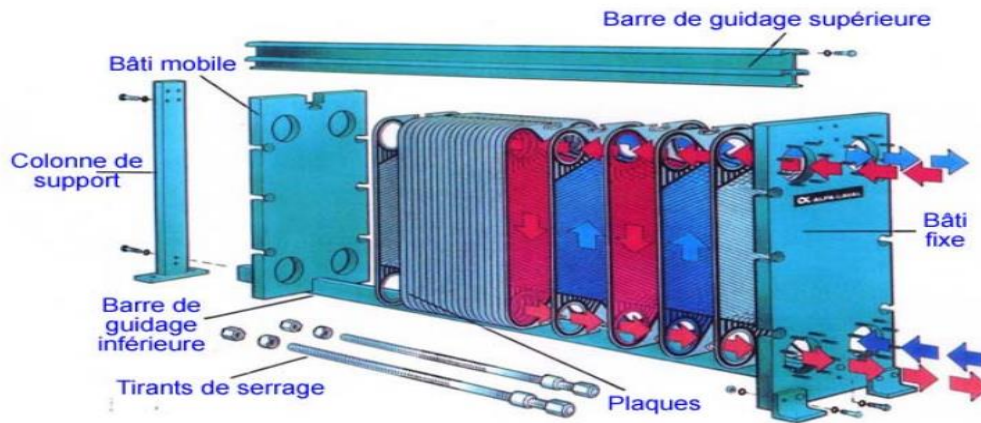
Figure I.3. Echangeur de chaleur tube et calandre [11]

### I.2.2.3. Echangeur de chaleur à plaque

Est constitué d'un nombre variant des plaques métalliques lisses ou ondulées pour augmenter le coefficients de transfert de chaleur et créer une forte formation de tourbillons qui aident à minimiser l'encrassement. Les plaques sont disposées les unes à côté des autres et séparées par un petit espace. Les fluides chauds et froids s'écoulent dans des passages différents sans mélange des fluides, le fluide froid est entouré de deux courants de fluide chaud, la chaleur est ensuite transférée à travers les plaques. Le type de circulation doit être de préférence à contre-courant.

Les échangeurs de chaleurs à plaques sont largement utilisés dans l'industrie alimentaire en raison de leur efficacité thermique élevée, de leur compacité et de leur conception hygiénique et de nettoyage [12]. Le choix entre les différents types dépend de leur taille et de la nature du processus.





**Figure I.4.** Echangeur de chaleur à plaque [11]

### I.2.3. Principe de base du fonctionnement de l'échangeur de chaleur

Les paramètres qui régissent le fonctionnement d'un échangeur de chaleur sont les suivants [12]:

- \*Pression maximale : Notez que de nombreux types d'échangeurs ne fonctionnent qu'à basse pression ; ainsi, le choix entre les différents types doit être soigneusement pris en compte.
- \*Ecart de température.
- \*Compatibilité des fluides à la fois entre les fluides et les matériaux de construction et entre les flux de fluides en cas de défaillance.
- \*Gamme et taille disponibles pour chaque unité : Bien entendu, de nombreuses unités peuvent être assemblées mais cela peut entraîner des problèmes économiques et techniques.

### I.2.4. Analyse de l'échangeur de chaleur

Les performances des échangeurs de chaleur, et en particulier des échangeurs de chaleur à faisceau tubulaire, sont généralement déterminés soit au moyen de la différence de température moyenne logarithmique (LMTD ou  $\Delta T_{ML}$ ), ou la méthode d'efficacité -nombre d'unités de transfert ( $\epsilon$ -NTU) [13]. La méthode  $\epsilon$ -NTU est plus pratique pour prédire les températures du fluide de sortie si le coefficient de transfert de chaleur et les températures d'entrée sont connus.

L'analyse présentée ci-dessous suppose certaines contraintes qui sont:

- ❖ L'environnement ne subit aucune perte d'énergie.
- ❖ L'échangeur de chaleur est à l'état d'équilibre.
- ❖ Il n'y a pas de changement de phase dans les fluides.
- ❖ Les capacités thermiques des fluides sont indépendantes de la température.

- ❖ Le coefficient global de transfert de chaleur est indépendant de la température du fluide et position dans l'échangeur de chaleur

Pour toute disposition d'écoulement, le transfert de chaleur pour deux flux de fluide est donné par :

$$Q = U.A.\Delta t_m \dots \dots \dots (I.1)$$

- ❖ Pour d'autres configurations géométriques d'échangeurs, un facteur de correction noté  $F$  est introduit, son expression est donnée dans des abaques. L'expression de transfert de chaleur devient :

$$q = U.A.F.\Delta TLM \dots \dots (I.2)$$

Le coefficient de transfert thermique global  $U$ , on peut l'écrire par la relation suivante :

$$U = \frac{1}{R_{Tot}} = \frac{1}{R_{c,c} + R_p + R_{c,f}} \dots \dots \dots (I.3)$$

Avec:  $R_{Tot}$ : résistance total au transfert

$R_{c,c}$ : Résistance de transfert de chaleur par convection coté chaud.

$R_{c,f}$ : Résistance de transfert de chaleur par convection coté froid

$R_p$ : Résistance de transfert de chaleur par convection du paroi

Le coefficient de transfert de chaleur par convection ( $h = \frac{1}{R_{conv}}$ ) dépend des propriétés du fluide, de la géométrie et du débit. Il est commode de décrire cette dépendance en utilisant plusieurs nombres sans dimension, à savoir :

- Le nombre de Reynolds :  $Re = \frac{D.V.\rho}{\mu}$
- Le nombre de Prandtl :  $Pr = \frac{c_p.\mu}{\lambda}$
- Le nombre de Nusselt :  $Nu = \frac{h.L}{\lambda}$

La relation entre  $Re$ ,  $Pr$  et  $Nu$  dépend de la géométrie du système et si l'écoulement est laminaire ou turbulent.

- ❖ D'autre part, la quantité de chaleur échangée entre les deux fluides peut aussi être calculée en utilisant un bilan d'énergie sur les fluides chaud et froid et ce en reliant leur débit massique  $\dot{m}_f$ ,  $\dot{m}_c$ , leur capacités calorifiques  $C_{pc}, C_{pf}$  et leur différences de température respectives, telle que:

$$q = \dot{m}_c C_{pc} (T_{c,e} - T_{c,s}) = \dot{m}_f C_{pf} (T_{f,s} - T_{f,e}) \dots \dots (I.4)$$

**I.2.4.1. La méthode DTLM**

La force motrice de tout processus de transfert de chaleur est une différence de température. Pour les échangeurs de chaleur, il y a deux fluides en jeu, les températures des deux étant variables lorsqu'ils traversent l'échangeur de chaleur, de sorte qu'un certain type de différence de température moyenne est nécessaire. Dans le cas d'un échangeur de chaleur à tube et calandre la relation mathématique est la suivante :

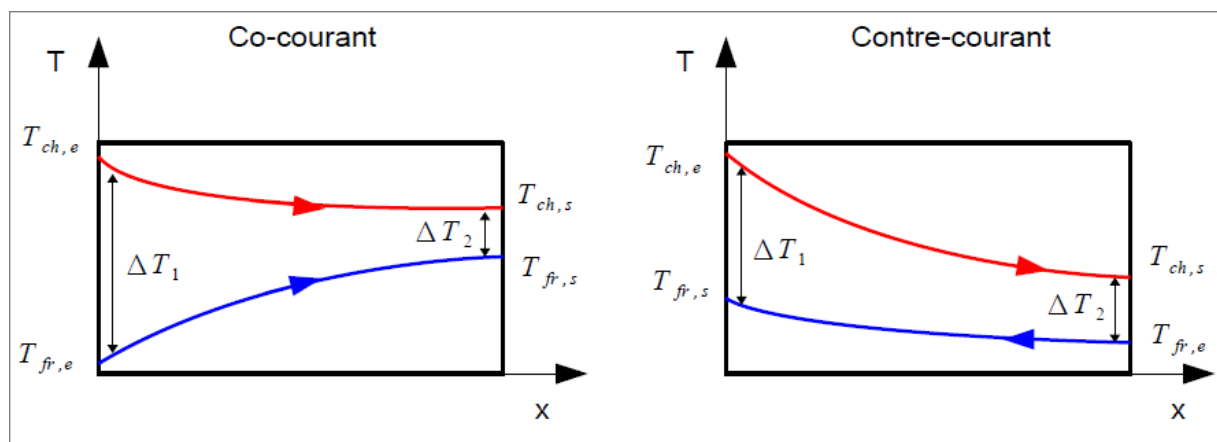
$$\Delta TLM = \frac{\Delta T_1 - \Delta T_2}{\ln(\Delta T_1 / \Delta T_2)} \dots \dots \dots (I.5)$$

Pour un écoulement co-courant :

$$\Delta T_1 = T_{c,e} - T_{f,e} \quad , \quad \Delta T_2 = T_{c,s} - T_{f,s}$$

Pour un écoulement contre-courant :

$$\Delta T_1 = T_{c,e} - T_{f,s} \quad , \quad \Delta T_2 = T_{c,s} - T_{f,e}$$



**Figure I.5.** Profil de température [14]

**I.2.4.2. Méthode ε – NTU**

Dans cette méthode, le taux de transfert de chaleur total du fluide chaud vers le fluide froid dans l'échangeur est exprimé en :

$$q = \varepsilon \cdot C_{min}(T_{c,e} - T_{f,e}) \dots \dots \dots (I.6)$$

Où ε est l'efficacité de l'échangeur de chaleur. Il est adimensionnel et pour un échangeur de chaleur à transfert direct, en général, il dépend de NTU, Cr, et de la disposition du flux :

$$\varepsilon = \varphi(NTU, C_r, \text{type d'écoulement})$$

\*Rapport du taux de capacité calorifique Cr:

Il s'agit simplement du rapport du taux de capacité thermique le plus petit au plus grand pour les deux flux de fluide de sorte que Cr < 1.

$$C_r = \frac{C_{min}}{C_{max}} = \frac{(mc)_{min}}{(mc)_{max}} \dots \dots \dots (I. 7)$$

Où C fait référence au produit de la masse et de la chaleur spécifique du fluide, les indices min et max se réfèrent respectivement aux côtés  $C_{min}$  et  $C_{max}$

Dans un échangeur de chaleur à deux fluides, l'un des flux subira généralement un changement de température plus important que l'autre. Le premier flux est dit être le flux « faible », ayant un taux de capacité thermique plus faible ( $C_{min}$ ), et l'autre avec un taux de capacité thermique plus élevé ( $C_{max}$ ) est le flux « fort ».

\*Nombre d'unités de transfert, NTU :

NTU désigne la « taille de transfert thermique » ou « taille thermique » adimensionnelle de l'échangeur. Il est défini comme un rapport de la conductance globale au plus petit taux de capacité thermique :

$$NTU = \frac{U.A}{C_{min}} \dots \dots \dots (I. 8)$$

L'efficacité de l'échangeur de chaleur "  $\varepsilon$  " est définie comme le rapport du taux de transfert de chaleur réel, q, au taux de transfert de chaleur maximal  $q_{max}$

$$q_{max} = C_{min}(T_{c,e} - T_{f,e}) \dots \dots \dots (I. 9)$$

$$\varepsilon = \frac{q}{q_{max}} \dots \dots \dots (I. 10)$$

La valeur de  $\varepsilon$  est comprise entre 0 et 1. En utilisant la valeur du taux de transfert de chaleur réel q de l'équation (4) et  $q_{max}$  de l'équation(9), l'efficacité de l'échangeur  $\varepsilon$  de l'équation (10) est donnée par :

$$\varepsilon = \frac{C_c(T_{c,e} - T_{c,s})}{C_{min}(T_{c,e} - T_{f,e})} = \frac{C_f(T_{f,s} - T_{f,e})}{C_{min}(T_{c,e} - T_{f,e})} \dots \dots \dots (I. 11)$$

### I.3. L'encrassement

L'encrassement des échangeurs de chaleur a été décrit comme le problème majeur non résolu qui affecte un grand nombre d'opérations industrielles telles que la distillation de pétrole brut, le dessalement, la production d'énergie élevée, et la fabrication des pâtes et papiers [15]. Il est défini par l'accumulation des substances ou des matériaux indésirables sur un ou les deux côtés de la surface de l'échangeur sous différentes formes : sédiments, cristaux, résidus biologiques, des produits d'une réaction chimique ou bien la combinaison de ces éléments [16]. Il existe généralement diverses causes qui contribuent au développement des dépôts

comme le mécanisme d'encrassement et la composition du fluide. Les graves conséquences financières et de performance de ces problèmes ont élevé le profil de l'encrassement des échangeurs de chaleur en tant que domaine d'étude important. Les premières recherches scientifiques sur l'encrassement a été fait par Orrok en 1910 [17].

### I.3.1. Les différents types d'encrassement

L'encrassement est classé selon les processus physiques et chimiques en six catégories qui peuvent se produire individuellement ou simultanément sur la surface de transfert de chaleur [18].

#### I.3.1.1. L'encrassement particulaire

Ce type d'encrassement se produit lorsque des particules en suspension (des sables, de la boue, des poussières atmosphérique, particules minérales, des débris provenant de la corrosion) dans un fluide se déposent sur la surface de transfert de chaleur [19]. Ce processus est appelé un encrassement par sédimentation si l'accumulation se produit en raison de la gravité ainsi que d'autres mécanismes de dépôt. Il est influencé principalement par la vitesse d'écoulement. L'encrassement particulaire est observé notamment sur le côté chaud de l'échangeur de chaleur [20].



**Figure I.6.** Encrassement particulaire [21]

#### I.3.1.2. L'encrassement par précipitation

La cristallisation ou l'encrassement par précipitation se produit lorsqu'un soluté dans le flux de fluide est précipité et que des cristaux se forment, soit directement sur la surface de transfert de chaleur, soit dans le fluide, et ensuite déposé sur cette surface. Ce processus se déroule en trois étapes : la sursaturation de la solution, le développement des noyaux et des cristallites et l'évolution des cristaux [22]. La sursaturation peut être causée par [23] :

- évaporation du solvant ;

- refroidissement d'une solution de sels de solubilité normale (leur solubilité augmente avec l'augmentation de la température) comme NaCl, CaCl<sub>2</sub>, dans ce cas le dépôt est appelé « boue » ou « dépôt poudreux »
- chauffage d'une solution de sels de solubilité inverse (leur solubilité diminue avec l'augmentation de la température) comme CaSO<sub>4</sub>, CaCO<sub>3</sub>, Na<sub>2</sub>SO<sub>4</sub>, dans ce cas le dépôt est appelé « l'entartrage ».
- variation du PH.

Ce type d'encrassement peut apparait sur les côtés chaud et froid de l'échangeur de chaleur à cause des conditions de changement de la température et débit.

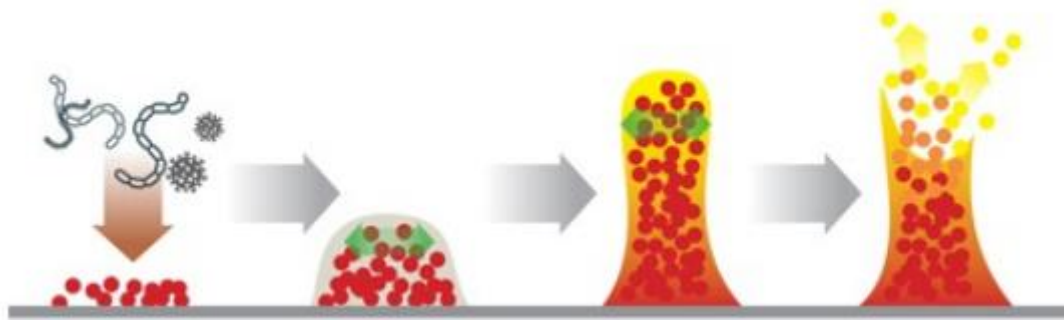


**Figure I.7.** Encrassement par précipitation [21]

### **I.3.1.3. L'encrassement biologique**

L'encrassement biologique est la fixation et la croissance des salissures sur la surface de transfert de chaleur. Ces salissures sont divisées en deux principales formes : l'organisme microbien (algues, bactéries, champignons) et macrobien (les palourdes, les bernaches, les moules). Il est apparait sous la forme d'un biofilm ou d'une couche visqueuse sur la paroi surtout dans les échangeurs de chaleur marins et les centrales électriques (condenseur, chaudière) [24].





**Figure I.8.** Encrassement biologique [25]

#### I.3.1.4. L'encrassement par corrosion

L'encrassement par corrosion se produit par deux façons. Premièrement, par une réaction chimique ou électrochimique entre un fluide corrosif et la surface de transfert de chaleur. Deuxièmement, par le transport des produits corrosifs sous forme de particules provenant d'un site corrodé vers la paroi de transfert de chaleur. Il existe différents types de corrosion : la corrosion uniforme, par piqure, fissurant et sélective [24]. Les échangeurs de chaleur liquide –liquide souffrent fortement de cet encrassement.



**Figure I.9.** L'encrassement par corrosion [24]

#### I.3.1.5. L'encrassement par réaction chimique

Désigne la formation de dépôts insolubles qui se forme au cours d'une réaction chimique dans le fluide telle que le craquage, la cokéfaction et la polymérisation. Le matériau de surface ne réagit pas comme un réactif. Il est influencé par différents paramètres comme le débit, la vitesse, la pression, la température et la concentration. Ce type d'encrassement est plus rencontré dans les industries alimentaires, chimique, les raffineries de pétrole et les centrales nucléaires.



**Figure I.10.** L'encrassement par réaction chimique [24]

### **I.3.1.6. L'encrassement par solidification**

L'encrassement par solidification est apparait lorsque la température de surface est inférieure à la température de congélation des composants présents dans le fluide telle que le dépôt de cire provenant du pétrole brut sur la surface de transfert de chaleur, la formation de glace sur une paroi refroidissement de l'air humide et dépôts formés lors du refroidissement de mélanges de substances telles que le paraffine [26].

### **I.3.2. Mécanisme d'encrassement**

Le processus fondamental de l'encrassement est classé en étapes suivantes [27]:

#### **I.3.2.1. L'initiation**

La période d'incubation ou d'induction est le temps nécessaire avant de pouvoir observer la formation d'encrassement sur la surface d'échangeur de chaleur. Elle peut prendre plusieurs jours, quelques minutes ou seconds. Pendant cette période, le mécanisme de base impliqué est la nucléation hétérogène et elle est plus courte avec un taux de nucléation plus élevé. L'initiation diminue avec l'augmentation de la température et la rugosité du surface et aussi lorsque la solution devient plus sursaturé.

#### **I.3.2.2. Transport**

C'est la migration des substances d'encrassements dans le volume de fluide vers la surface de transfert de chaleur par sédimentation, diffusion et thersmophores .Cette étape dépend de la nature d'écoulement et de la taille des particules.

#### **I.3.2.3. Déposition**

L'attachement des espèces du dépôt transporté à la surface dépend des trois facteurs suivant :

- Les propriétés de surface : sont l'énergie de surface, la mouillabilité et la rugosité.



- Les forces de surface : les plus importantes sont les forces de Londres-van der Waals, les forces électrostatiques et capillaires.
- La probabilité d'adhérence représente le temps de séjour des particules sur la surface de transfert de chaleur qui fonction de la vitesse et la température de surface.

#### I.3.2.4. Le réentraînement

Après le processus de déposition, certaines particules restent attachées à la surface de transfert de chaleur tandis que d'autres sont éliminées à cause d'érosion, d'écaillage et les forces de cisaillement entre le fluide et la couche de dépôt .Ces forces dépendent de la viscosité du fluide, le gradient de la vitesse et la rugosité de la surface.

#### I.3.2.5. Le vieillissement

Chaque couche du dépôt sur la surface de transfert est soumise à un vieillissement avec le temps .Durant cette étape, la structure chimique et cristalline du dépôt seront modifiées à cause des phénomènes de polymérisation et déshydratation donc une diminution des forces d'adhésion .Ces modifications peuvent améliorer ou diminuer la résistance du dépôt avec le temps.

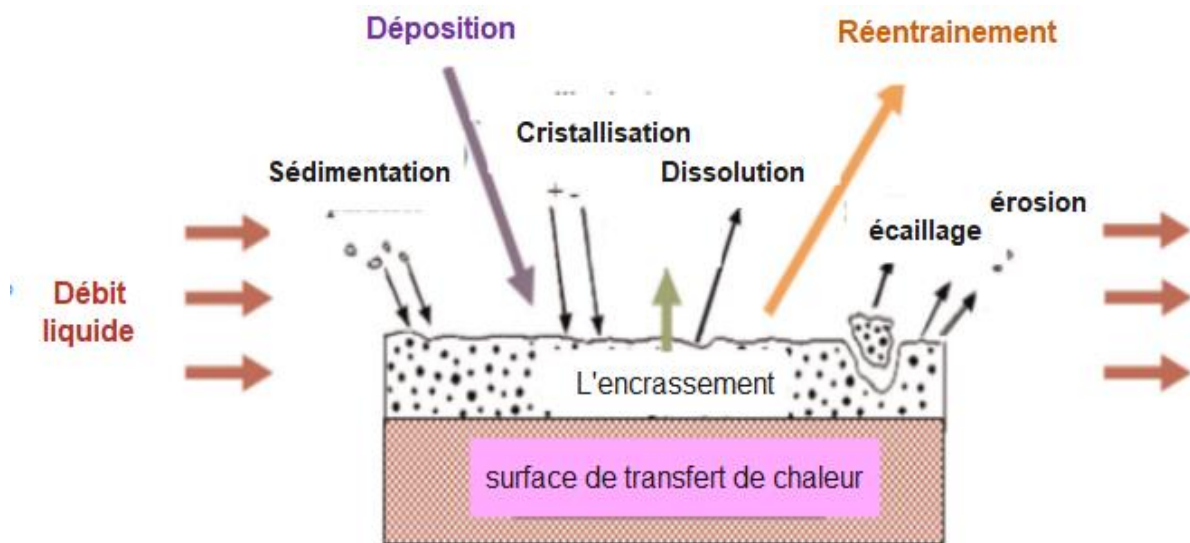


Figure I.11. Les différents mécanismes d'encrassement [28]

### I.3.3. Les facteurs influençant l'encrassement

Le processus d'encrassement est un processus dynamique et instable. Son comportement, sa composition et sa structure sont influencés par les propriétés du fluide, les paramètres de fonctionnement et les caractéristiques de l'échangeur de chaleur

#### I.3.3.1. Paramètres de fonctionnement

Les facteurs relatifs aux fluides sont principalement :

➤ **Température de la surface**

La température de surface peut augmenter, diminuer ou ne pas avoir d'effet sur l'encrassement. Les taux de réaction chimique et de cristallisation des sels de solubilité inverse s'accroissent avec une élévation de température [29, 30]. En cas de refroidissement des sels de solubilité normal, il en résulte plus d'encrassement [31].

➤ **Vitesse d'écoulement**

La vitesse d'écoulement a un effet très important sur le phénomène d'encrassement surtout sur le réentraînement. Son effet est lié aux contraintes de cisaillement. Dans la plupart des cas, un écoulement du fluide à forte vitesse produit une contrainte de cisaillement plus forte et donc une diminution d'encrassement [32, 33]. Pour les dépôts faibles, l'augmentation de la vitesse d'écoulement peut éliminer complètement l'encrassement. En revanche, pour les dépôts plus forts, l'augmentation de la vitesse d'écoulement au-delà d'un point particulier peut ne pas diminuer de façon significative et pour les dépôts très forts, l'augmentation de la vitesse d'écoulement peut n'avoir aucun effet [28].

➤ **Propriétés du fluide**

La propension du fluide à l'encrassement dépend de ses propriétés telles que la viscosité, la densité, la présence de fines particules et le PH du milieu. La viscosité joue un rôle important pour l'épaisseur de la sous couche où le processus de dépôt a lieu. D'un autre côté, la viscosité et la densité ont un effet important sur la contrainte de cisaillement qui est l'élément clé du processus d'élimination [28]. La quantité d'impureté dans les fluides peut déclencher ou augmenter considérablement l'encrassement.

### **I.3.3.2. Caractéristiques de l'échangeur de chaleur**

➤ **Le matériau de surface**

La nature de matériaux de surface joue un rôle très important dans le phénomène d'encrassement par corrosion. Le titane et le nickel sont des matériaux non corrosifs mais ils sont très chers et n'ont pas d'effets biocides, les alliages de cuivre présentent des effets biocides et sont interdits dans les échangeurs de chaleur des centrales à vapeur haute pression, les tubes en verre et graphite résistent à l'encrassement mais ils ont une faible conductivité thermique [28].

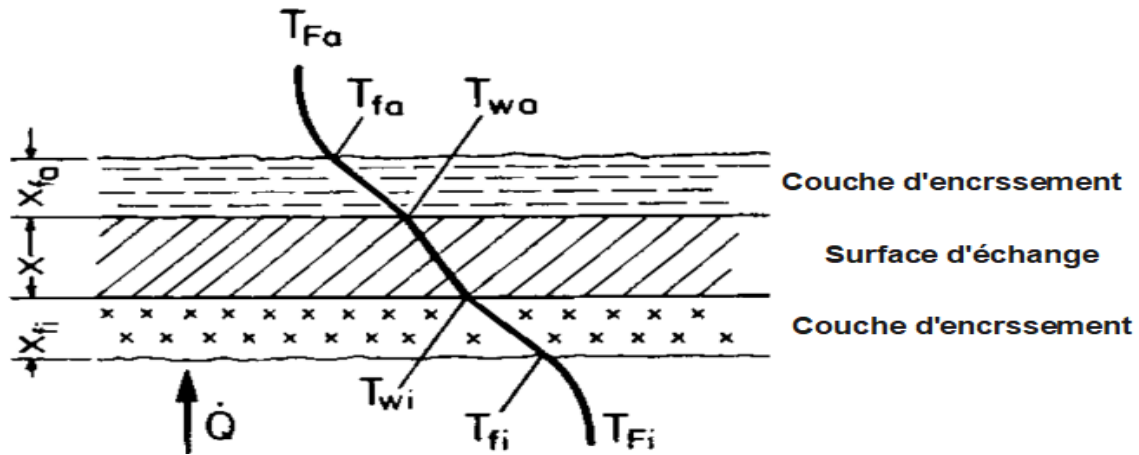
➤ **La conception de l'échangeur**

L'encrassement dépend du type d'échangeur de chaleur plus précisément du diamètre hydraulique des passages.

➤ **Etat de surface :**

Les ondulations des plaques et la faible rugosité des surfaces des échangeurs à plaques génèrent une turbulence qui permet de maintenir en suspension les particules solides. On peut aussi améliorer l'état de surface par un revêtement anti-adhérent comme le poly-tétrafluoréthylène dont l'inconvénient majeur est l'augmentation de la résistance thermique et de la porosité des plaques [34].

**I.3.4. Estimation de la résistance d'encrassement**



**Figure I.2.** Profil de température dans une surface de transfert de chaleur encrassé [35]

Figure (I.12) montre une surface de transfert de chaleur encrassée avec des couches d'encrassement à la fois sur les côtés intérieur et extérieur du mur. Pour une surface de transfert de chaleur plane, le flux de chaleur transmis est: [31]

$$Q = A \cdot h_i(T_{Fi} - T_{fi}) = A \frac{\lambda_{fi}}{e_{fi}}(T_{fi} - T_{wi}) = A \frac{\lambda}{e}(T_{wi} - T_{wa}) = A \frac{\lambda_{fa}}{e_{fa}}(T_{wa} - T_{fa}) = A \cdot h_a(T_{fa} - T_{Fa}) = A \cdot U_f(T_{Fi} - T_{Fa}) \dots \dots \dots (I.12)$$

\*Le coefficient d'échange global à surface propre :

$$\frac{1}{U_o} = \frac{1}{h_i} + \frac{e}{\lambda} + \frac{1}{h_a} \dots \dots \dots (I.13)$$

\*Le coefficient d'échange global à surface encrassé :

$$\frac{1}{U_f} = \frac{1}{h_i} + \frac{e_{fi}}{\lambda_{fi}} + \frac{e}{\lambda} + \frac{e_{fa}}{\lambda_{fa}} + \frac{1}{h_a} = \frac{1}{h_i} + \frac{e}{\lambda} + \frac{e_f}{\lambda_f} + \frac{1}{h_a} \dots \dots \dots (I.14)$$

En soustrayant l'équation (I.14) de (I.13), on trouve la résistance d'encrassement :

$$R_f = \frac{1}{U_f} - \frac{1}{U_o} = \frac{e_f}{\lambda_f} \dots \dots \dots (I.15)$$

Prendre l'équation de facteur d'encrassement en considération, le dépôt solide par unité de surface dans la couche d'encrassement peut être exprimé par :

$$m_f = \rho_f \cdot e_f = \rho_f R_f \lambda_f \dots \dots \dots (I.16)$$

A densité et conductivité thermique constantes de la couche d'encrassement,  $R_f$  est donc directement proportionnel à  $m_f$ . Dans la plupart des cas, le dépôt s'accompagne d'un processus d'élimination. Le taux d'augmentation des couches solides d'encrassement est:

$$\frac{dm_f}{dt} = m_d - m_r \dots \dots \dots (I.17)$$

### I.3.5. Différentes courbes d'encrassement

Le processus global d'encrassement est indiqué par le facteur d'encrassement  $R_f$  qui est mesuré soit par une section d'essai soit évalué à partir de la capacité réduite d'un échangeur de chaleur, la représentation des différents modes d'encrassement en fonction du temps est connue sous le nom courbe d'encrassement [26]. Cette courbe peut varier en fonction de type d'encrassement, du fonctionnement de l'échangeur de chaleur et d'autres paramètres [36].

#### ❖ Courbe d'encrassement linéaire (A):

C'est une droite s'exprime sous la forme :

$$R_f = a \times t \quad (a \text{ est le taux d'accroissement du } R_f)$$

Cette relation indique que le taux d'enlèvement ( $m_r$ ) est négligeable par rapport au taux de dépôt ( $m_d$ ) ou la différence entre ( $m_r$ ) et ( $m_d$ ) est constante. Ce mode produit généralement lorsque la température du dépôt en contact avec le fluide en circulation reste constante. Elle caractérise les dépôts durs et adhérents.

#### ❖ Courbe d'encrassement à vitesse décroissante (B) :

Elle se produit lorsque la vitesse de dépôt est diminuée et la vitesse d'enlèvement augmente après un certain temps. Dans ce mode, la masse de dépôt augmente avec le temps mais pas de façon linéaire et n'atteint pas l'état stable de valeur asymptotique.

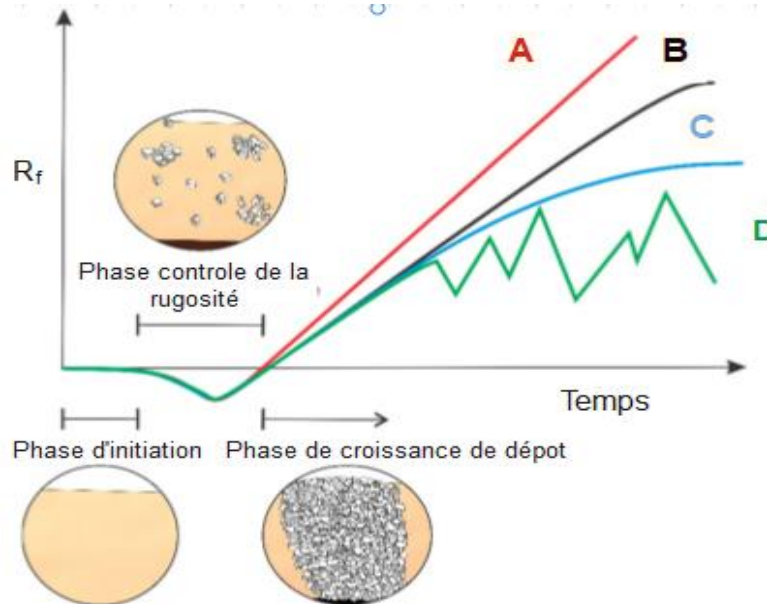
#### ❖ Courbe d'encrassement asymptotique (C) :

Cette courbe s'exprime sous la forme :  $R_f = R_f^* (1 - e^{-\beta t})$

Avec  $R_f^*$  : la valeur asymptotique ;  $\beta$  constante qui dépend des propriétés du système  
 Cette relation indique une augmentation de vitesse du dépôt ainsi qu'une élimination progressive pour atteindre un état stable avec le temps lorsque les deux vitesses sont égales. Ce type d'encrassement est observé lorsque le dépôt mou, fragile ou lorsqu'il s'écaille facilement sous l'action des forces de cisaillement.

❖ **Courbe en dents de scie (D) :**

Elle résulte lorsqu'une partie du dépôt est détachée après un temps de séjour critique à cause de l'élimination partielle d'une grande quantité due à un écaillage ou érosion suivi d'une accumulation rapide de dépôt pendant une courte période. Elle se produit aussi pendant des moments d'arrêt du système, de démarrage ou interruptions de fonctionnement.



**Figure I.13.** Les courbes d'encrassement [36]

### I.3.6. Les modèles d'encrassement

Des modèles mathématiques pour représenter l'encrassement sont nécessaires pour déterminer les taux d'encrassement en fonction des principaux paramètres de conception et de fonctionnement. Un grand nombre de modèles semi-empiriques pour l'encrassement de pétrole brut ont été rapportés dans la littérature [37, 38]:

**Tableau I.1.** Les différents modèles d'encrassement de pétrole brut

Référence	modèle
Ebert et Panchal, 1995 [39]	$\frac{dR_f}{dt} = \alpha R_e^\beta e^{-\frac{E}{RT_f}} - \gamma \tau_w$
Panchal et al., 1997 [40]	$\frac{dR_f}{dt} = \alpha R_e^{-0.66} P_r^{-0.33} e^{-\frac{E}{RT_f}} - \gamma \tau_w$
Polley et al., 2002 [41]	$\frac{dR_f}{dt} = \alpha R_e^{-0.8} P_r^{-0.33} e^{-\frac{E}{RT_f}} - \gamma R_e^{0.8}$
Nasr and Givi, 2006 [42]	$\frac{dR_f}{dt} = \alpha R_e^\beta e^{-\frac{E}{RT_f}} - \gamma R_e^{0.4}$
Polley, 2010 [43]	$\frac{dR_f}{dt} = \alpha e^{-\frac{E}{RT_f}} B$

Shetty et al., 2016 [44]	$\frac{dR_f}{dt} = \alpha R_e^\beta P_r^{-0.33} e^{-\frac{E}{RT_{eff}}} - \gamma \tau_W$
Deshannavar et Ramasamy, 2020 [45]	$\frac{dR_f}{dt} = \alpha R_e^\beta P_r^{-0.33} e^{-\frac{G}{RT_f}} - \gamma \tau_W$

### I.3.7. Les effets d'encrassement

L'encrassement des échangeurs de chaleur induit un certain nombre d'effets indésirables, ces effets peuvent être regroupés en deux grandes classes [46]:

#### I.3.7.1. Les effets économiques

Les dépenses relatives à l'encrassement sont trois grandes catégories:

- Coûts liés à la conception de l'échangeur de chaleur

Le dépôt formé sur la surface de transfert de chaleur se comporte comme un isolant qui implique une diminution des échanges thermique, donc une perte d'efficacité. Afin de tenir compte ce risque, les équipementiers proposent des échangeurs de chaleur surdimensionnée, en prenant en compte la résistance thermique supplémentaire associée au phénomène d'encrassement, dont la valeur est souvent d'origine empirique. La surface supplémentaire à la surface d'échange thermique requise induit un coût supplémentaire d'environ 20% du coût d'acquisition de l'échangeur de chaleur.

- Coûts liés au fonctionnement de l'échangeur de chaleur

Afin de limiter les conséquences négatives de l'encrassement sur le fonctionnement des échangeurs de chaleur, les opérateurs recourent très souvent à des actions coûteuses telles que le traitement des fluides avant introduction dans les dispositifs, le contrôle des paramètres de fonctionnement tel que les températures et les pressions d'entrée et de sortie des deux fluides, et la fourniture d'énergie supplémentaire. Ces mesures induisent des coûts supplémentaires de l'ordre de 62 % par rapport au coût total d'exploitation des installations.

- Coûts liés à l'arrêt de l'installation

Les arrêts planifiés ou non prévus des installations pour effectuer les opérations de nettoyage et de maintenance ont des répercussions notamment sur le taux de production nominal. Ces opérations tout aussi coûteuses contribuent à une augmentation d'environ 18% des coûts associés à l'exploitation des installations.

#### I.3.7.2 Les effets environnementaux

Parmi les conséquences environnemental d'encrassement, il y'a :

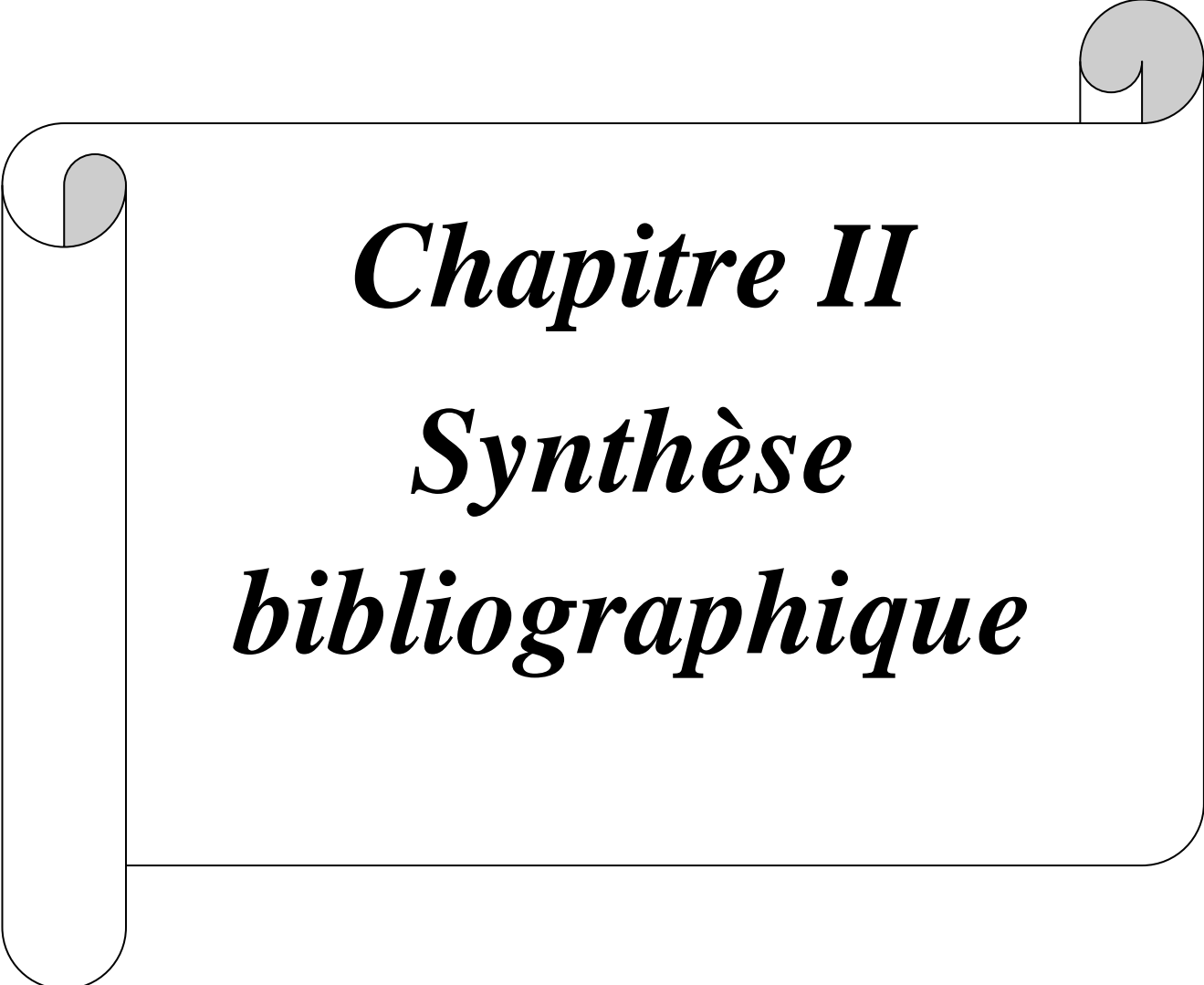
- L'émission de million de tonnes de d'oxyde de carbone:

La réduction de l'efficacité d'échangeur de chaleur conduit à une baisse de température d'entrée du four, entraînant le besoin de combustible supplémentaire. Le carburant additionnel lorsqu'il est brûlé entraîne la libération de plus de CO<sub>2</sub> dans l'atmosphère.

- Le danger de l'utilisation des produits chimique pendant l'élimination de l'encrassement et le nettoyage des échangeurs de chaleur.

#### **I.4. Conclusion**

L'encrassement est le principal problème non résolu et méconnu dans le fonctionnement des échangeurs de chaleur à cause de la complexité de ses mécanismes. Il est lié à la dégradation de l'efficacité, la fiabilité et la sécurité des équipements et même aux pénalités économiques et environnementales. Donc, le développement des modèles et l'utilisation des techniques rapides deviennent essentiel pour la minimisation de l'encrassement et l'optimisation de performance des échangeurs de chaleur.



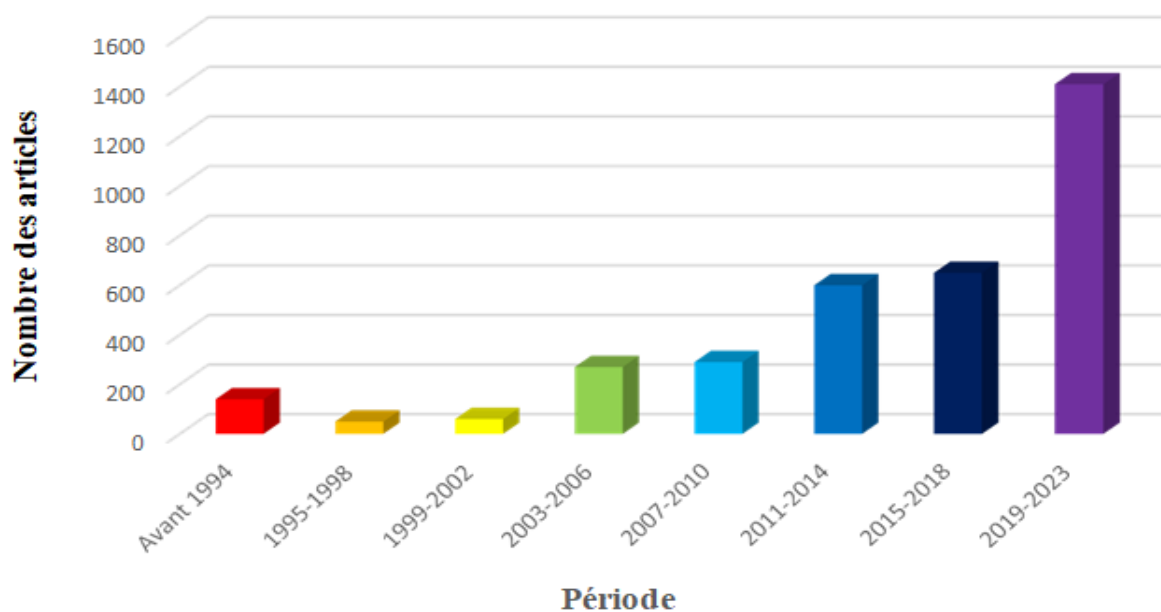
***Chapitre II***  
***Synthèse***  
***bibliographique***



## II.1. Introduction

Les besoins croissants pour un contrôle de la performance des échangeurs de chaleur et une maîtrise précise du phénomène d'encrassement exigent de trouver de meilleures modélisations des systèmes. C'est le défi auquel doivent faire face les chercheurs, les constructeurs et les ingénieurs. La modélisation consiste à mettre au point un modèle pour décrire un phénomène de façon reproductible et simulable. Schématiquement le modèle est une boîte noire qui fournit des valeurs de sortie en fonction de valeurs d'entrée.

Des travaux vastes ont été effectués par les chercheurs en vue de trouver un modèle approprié pour estimer ou prédire l'encrassement des échangeurs de chaleur. La figure II.1 résume l'évolution de nombre des articles publiés dans ce domaine en fonction des périodes en utilisant 'Science direct' et 'Google scholar' comme des références, on note un développement remarquable dans les dernières années. La méthodologie est basée sur la recherche des mots-clés proposés dans les publications antérieures.

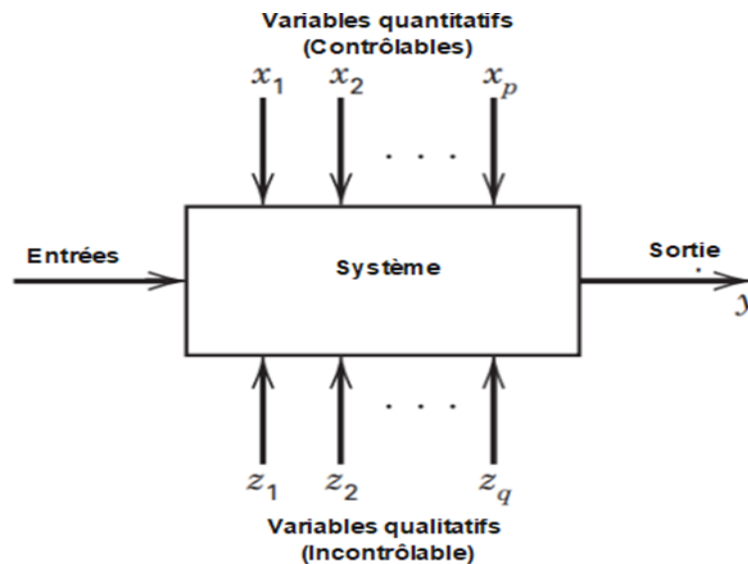


**Figure II.1.** Nombre des publications inhérents à la modélisation de la performance des échangeurs de chaleur durant les années avant 1994 à 2023 (Science direct et Google scholar 27/08/2023)

Ce chapitre présente les différentes techniques utilisées en termes de modélisation de la performance et l'encrassement des échangeurs de chaleur, avec un examen approfondi des derniers travaux réalisés sur ce sujet qui montre la possibilité d'aborder ce sujet à plusieurs angles.

## II.2. La méthode des plans d'expériences

En général, une expérience est définie comme un test ou une série d'essais dans lesquels des modifications intentionnelles sont apportées aux variables d'entrée d'un processus ou d'un système afin d'observer et d'identifier les raisons des changements qui peuvent être observés dans la sortie [47]. Elle est utilisée pour étudier la performance des processus et des systèmes. Le processus ou le système peut être représenté par la figure II.2.



**Figure II.2.** Modèle général d'un processus ou d'un système  
Les objectifs de l'expérience peuvent inclure les éléments suivants :

- Déterminer les variables qui influent le plus sur la réponse
- Déterminer où placer les  $x$  influents afin que  $y$  soit presque toujours près de la valeur nominale désirée
- Déterminer où placer les  $x$  influents afin que la variabilité de  $y$  soit faible
- Déterminer où placer les  $x$  influents afin que les effets des variables incontrôlables  $z_1, z_2, \dots, z_q$  sont réduits au minimum.

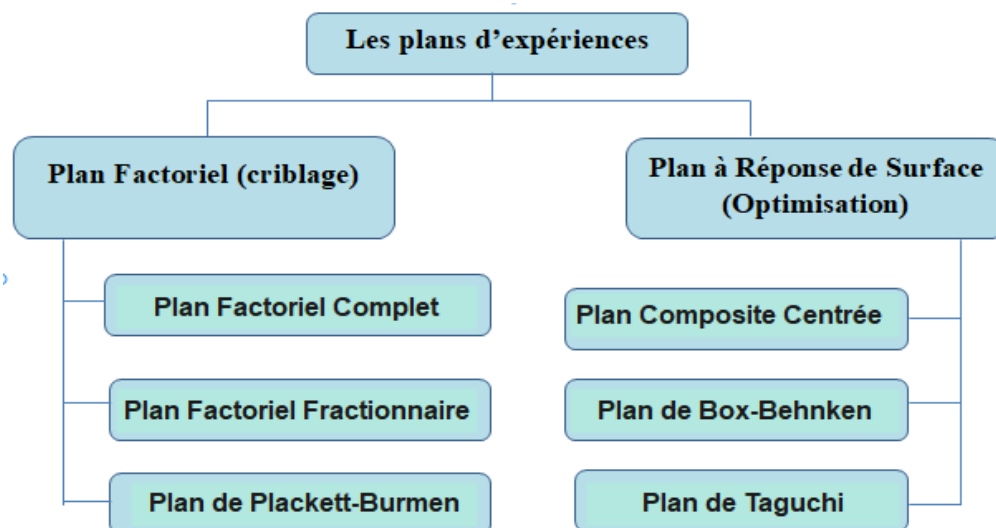
Donc, La méthode des plans d'expériences (MPE) est une technique statistique permettant d'évaluer plusieurs variables d'entrée ou de test, appelées facteurs à un nombre donné de niveaux dans un nombre prédéfini d'expériences pour l'optimisation d'une ou des variables de sortie, appelées réponses. Plus précisément, elle constitue essentiellement de planification d'expérience afin de comprendre les relations liant la réponse avec les facteurs, que les facteurs entre eux [48].

Dans les années 1920 à 1930, Ronald A. Fisher a inventé la conception de l'expérience pour tirer des résultats d'expériences dans le secteur de l'agriculture. Depuis les années 1940,

la conception expérimentale a été appliquée dans l'armée et dans les industries en raison de son accent sur l'amélioration de la qualité.

Par conséquent, le plan expérimental peut être bien défini comme une approche pour résoudre les problèmes systématiquement et obtenir un résultat riche en informations. Des résultats optimaux et valides avec un minimum d'effort et de temps ; et la possibilité d'évaluer l'effet d'interaction entre les variables sur la réponse sont les principaux objectifs de l'application du plan expérimental. La méthodologie du plan d'expérience s'articule selon trois étapes [49]:

1. La formalisation du problème c'est-à-dire les étapes préliminaire qui pose le problème, ces étapes sont : définir le problème, déterminer les objectifs et définir les entrées et les sorties
2. Le choix d'une stratégie : si l'analyse du problème conduit à choisir une stratégie de construction d'un plan d'expérience alors, l'expérimentateur a accès à deux à deux famille des plans : plan de criblage et plan à surface de réponse. Pour chacun des deux grandes conceptions, il existe un choix important de matrices d'expériences
3. Analyse et résultats : cette étape contient les analyses mathématique, statistique et graphique plus une validation des hypothèses et une recherche de solution au problème.



**Figure II.3.** Classification des plans d'expériences ]

## II.2.1. Les différents plans d'expériences

### II.2.1.1. Le plan de criblage

Les techniques de criblage (screening) telles que les plans factoriels permettent à l'expérimentateur de sélectionner les facteurs importants et à quels niveaux [50]. L'orthogonalité est une caractéristique souhaitable dans la conception du criblage, dans laquelle le vecteur dérivé de la somme des colonnes de chacun des deux principaux effets ou colonnes d'interaction est nul. L'orthogonalité signifie que toutes les estimations sont indépendantes. Les plans factoriels sont efficaces et fournissent des informations sur les interactions entre les facteurs qui ne peuvent pas être réalisées en utilisant un facteur à la fois [51]. Les plans factoriels peuvent être classés en trois catégories : le plan factoriel complet, le plan factoriel fractionnaire et le plan de Plackett-Burman.

#### ✓ Le plan factoriel complet

Le plan factoriel complet est l'un des criblages couramment utilisés pour l'étude des paramètres significatifs et déterminer les effets des facteurs indépendants et leurs interactions, cela peut conduire à une matrice d'expérience factorielle [52].

Pour une matrice d'expérience symétrique, c'est-à-dire dans laquelle tous les facteurs ( $k$ ) ont le même nombre de modalité ou bien de niveau ( $S$ ), le nombre total d'expériences ( $N_{\text{Total}}$ ) est égale à  $S^k$ , les plus généraux sont les conceptions  $2^k$  et  $3^k$  [53]. Le niveau inférieur est habituellement indiqué par un signe «-» ; le niveau supérieur par un signe «+». Avec deux facteurs, cela définit un carré dans l'espace des facteurs, et avec trois facteurs, cela définit un cube [54].

Dans le cas d'une matrice asymétrique, c'est-à-dire une matrice où les facteurs possèdent des modalités différentes, le nombre  $N_{\text{Total}}$  d'expériences est égale au produit  $S_1^{k_1} * S_2^{k_2}$  [53]. Le principal inconvénient du plan factoriel complet est qu'il est impossible d'étudier plus de seize facteurs; puisque l'augmentation du nombre de facteurs entraîne une augmentation arithmétique du nombre d'essais.

#### ✓ Le plan factoriel fractionnaire

Lorsque le nombre d'analyses pour un plan factoriel complet est relativement grand, les informations souhaitées peuvent souvent être obtenues en effectuant seulement une fraction du plan factoriel complet, qui est souvent appelé la conception factorielle fractionnaire. Elle est plus efficace qu'un plan factoriel complet car moins d'essais expérimentaux nécessaires pour un nombre égal de facteurs [55]. Le nombre d'expériences dans ce plan est calculé à partir de  $S^{k-p}$ , où  $S$  est les niveaux de facteur,  $k$  est le nombre de facteurs, et  $p$  décrit la taille de la fraction de la factorielle complète utilisée et calculé par la formule suivante :

$$p \leq \left( k - \frac{\ln(1+k)}{\ln 2} \right), p \in N^* \dots \dots \dots \dots \dots \dots (II. 1)$$

Le principal inconvénient de cette conception est que les effets d'interaction inadéquats et imprudents car il n'y a pas d'erreur expérimentale.

#### ✓Le plan de Plackett-Burman

En 1946, le statisticien R.L. Planket et J.P. Burman ont élaboré un plan de criblage qui fournit des informations sur le facteur unique et non sur les interactions. Un plan P-B est un plan factoriel fractionnaire à deux niveaux pour examiner les facteurs N-1, où N est un multiple de 4, et il fonctionne pour tous ces N jusqu'à 100, sauf pour 92 [50]. Malgré son inconvénient, comme ne pas tenir compte d'un effet d'interaction à deux facteurs, le plan Plackett-Burman est le plus populaire car il est à la fois économique et efficace. Habituellement, pour le plan Plackett–Burman, un modèle polynomial d'ordre 1 est utilisé pour estimer les effets des variables étudiées (équation 2) [48] :

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \dots \dots \dots \dots \dots \dots (II. 2)$$

Où y est la réponse,  $\beta_0$  est la constante et  $\beta_i$  est le coefficient linéaire et  $x_i$  est le niveau de facteur codé.

#### II.2.1.2. Les plans à surface de réponse

Le plan d'optimisation ou plan à surface de réponse est l'ensemble de techniques statistiques et mathématiques utilisées pour développer, améliorer et optimiser des procédés en considérant les effets interactifs des facteurs indépendants [56]. L'objectif de cette méthode est, plus que de hiérarchiser les effets des différents facteurs, de décrire le plus précisément possible le comportement de la réponse en fonction des variations des facteurs. Le plan composition centrée, le plan Box-Behnken et le plan de Taguchi sont les plans expérimentaux largement utilisés pour la méthodologie de surface de réponse.

#### ✓La conception de Taguchi

La conception de Taguchi a été développée par Genichi Taguchi en 1986 pour étudier plusieurs facteurs avec différents niveaux de facteurs basés sur le tableau orthogonal (OA). Cette conception proposait trois étapes : conception du plan, conception des paramètres et conception de la tolérance, pour obtenir une conception d'optimisation robuste. Cette conception propose deux conceptions orthogonales différentes (contrôlée et variable de bruit) pour fournir une liste d'échantillons proposés par la méthode Taguchi [57].

### ✓La conception composite centrée

La conception composite centrée (CCD) a été développée par Box et Wilson en 1951, est l'une des méthodologies de surface de réponse les plus utilisées, composée de trois composantes de conception : (1) un plan factoriel à deux niveaux comprenant toutes les combinaisons possibles entre les variables des niveaux supérieur et inférieur, (2) points axiaux, dans lequel le codage de tous les facteurs est au centre, sauf pour un facteur placé aux niveaux  $+\alpha$  et  $-\alpha$  (la valeur alpha est comprise entre 1 et la deuxième racine du nombre de facteurs) et (3) un point central dans lequel tous les facteurs ont un codage central [48,51]. Enfin, en estimant la courbure de la surface de réponse, le modèle obtenu renvoie des valeurs numériques pour les variables principales et les effets d'interaction. Le principal avantage du CCD par rapport à la conception factorielle est qu'il fournit des résultats similaires avec un petit nombre d'expériences. Le nombre d'expériences par CCD est obtenu par  $k^2 + 2k + C_p$  où  $C_p$  est le nombre de réplication des points centraux et  $k$  est le nombre de facteur [50].

### ✓La conception Box-Behnken (BBD)

La conception Box-Behnken a été développée par Box et Behnken en 1960. Il comporte trois niveaux et peut être appliqué aux problèmes comportant trois facteurs ou plus. Cette conception nécessite  $2*k*(k-1) + C_p$  d'expériences, avec  $k$  est le nombre de facteurs et  $C_p$  est le numéro de point central [50]. Une évaluation des plans expérimentaux montre que le BBD est une option plus efficace que le plan factoriel complet à trois niveaux et le CCD.

L'efficacité du plan expérimental est déterminée en divisant le nombre de coefficients dans l'équation développée par le nombre d'essais expérimentaux. Une équation quadratique polynomiale est définie pour décrire la corrélation entre les variables indépendantes et les résultats expérimentaux (équation 3). BBD peut simultanément étudier la corrélation entre plusieurs variables d'influence et optimiser leurs résultats expérimentaux.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j \dots \dots \dots \text{(II. 3)}$$

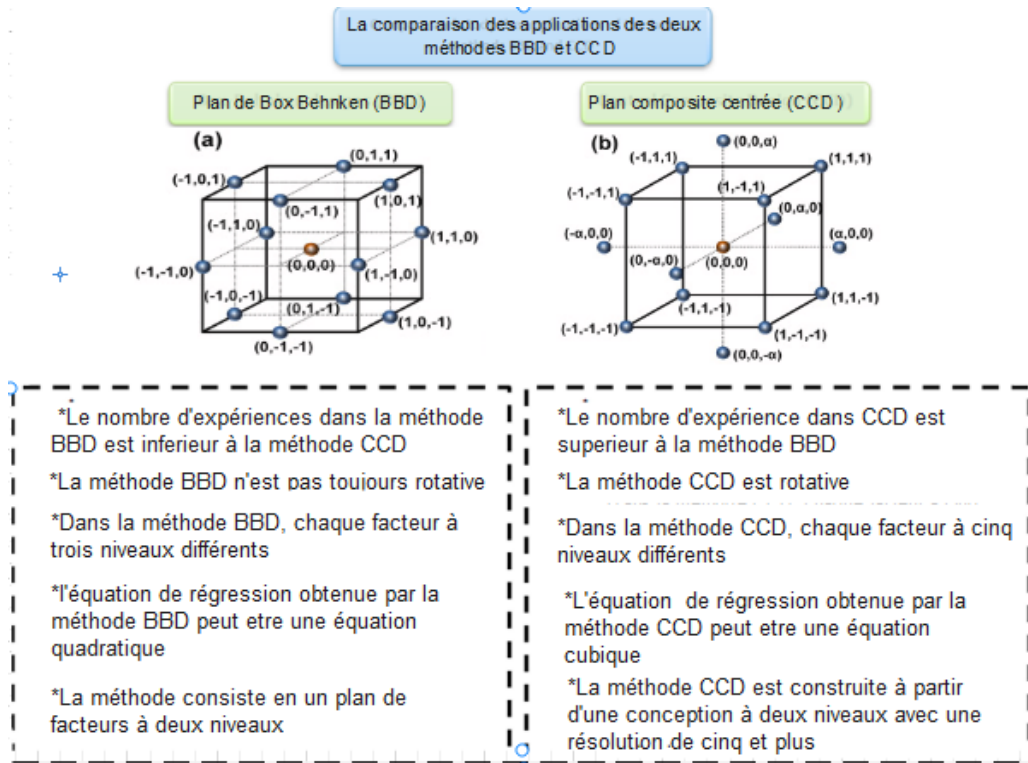
Où  $y$  est la réponse,  $\beta_0$  est la constante et  $\beta_i$  est le coefficient linéaire,  $\beta_{ii}$  est le coefficient quadratique,  $\beta_{ij}$  est le coefficient interactif et  $x_i$  est le niveau de facteur codé.

Les variables seront recodées avec la relation de recodage ci-dessous :

$$x_i = \left[ \frac{u_i - (u_{max} + u_{min})}{2} \right] \left[ \frac{1}{\left[ \frac{u_{max} - u_{min}}{2} \right]} \right] \dots \dots \dots \text{(II. 4)}$$

Avec  $u_i$ : Valeur de la variable  $U_i$  initiale

$x_i$  : Valeur de la variable codé  $X_i$



**Figure II.4.** Comparaison entre le plan Box-Behnken et le plan composite centrée [50]

## II.2.2. Analyse statistique des résultats

### II.2.2.1. Analyse globale du modèle

L'analyse de la variance (ANOVA) est une technique de test utilisée pour valider la capacité prédictive du modèle ajusté avant la prédiction, afin de s'assurer que le modèle mathématique fournit une approximation adéquate du comportement de réponse réel. Cette méthode est également appelée test F, car elle a été développée par Fisher dans les années 1930 [53].

L'ANOVA est utilisée pour calculer des quantités telles que la somme des carrés (SC), la moyenne des carrés (MC), les degrés de liberté (ddl) et le test de signification (F). Les expressions ANOVA pour l'évaluation et la validation du modèle de régression sont résumées dans le tableau 1. En général, l'exactitude globale du modèle prédit est souvent décrite par le coefficient de détermination  $R^2$ , qui est calculé comme suit :

$$R^2 = \frac{SC_{mod}}{SC_{tot}} = 1 - \frac{SC_{res}}{SC_{tot}} \dots \dots \dots (II. 5)$$

La valeur de  $R^2$  varie entre 0 et 1. Pour le modèle prédit avec une bonne précision, la valeur de  $R^2$  est proche de 1. Après avoir considéré le nombre de termes du modèle, un paramètre statistique qui est  $R^2_{ajusté}$  peut être obtenu, comme suit :

$$R_{ajusté}^2 = 1 - \frac{CM_{res}}{CM_{tot}} = 1 - \frac{\frac{SC_{res}}{N-p}}{\frac{SC_{tot}}{N-1}} \dots \dots \dots (II. 6)$$

La valeur de  $R_{aj}^2$  diminue à mesure que les variables statistiquement non significatives dans le modèle augmentent. Les différences entre les valeurs prévues et les valeurs réelles sont définies comme des erreurs résiduelles, qui jouent un rôle essentiel dans l'évaluation de la précision du modèle. Voici une autre statistique utilisée pour mesurer la capacité prédictive du modèle :

$$R_{pred}^2 = 1 - \frac{SC_{pre}}{SC_{tot}} \dots \dots \dots (II. 7)$$

La valeur entre  $R_{pre}^2$  et  $R_{adj}^2$  doit être inférieur à 0,2.

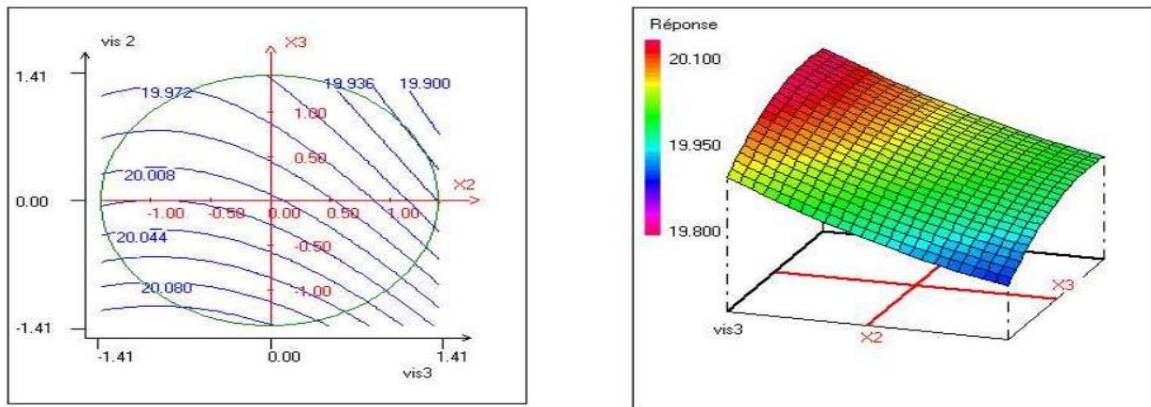
**Tableau II.1.** Structure de base du test ANOVA dans le plan expérimental.

Source de variation	(ddl)	Somme des carrés	Carrés moyens	F-valeur	probabilité
Total	N-1	$SC_{tot} = \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2$		$\frac{SC_{mod}/(\hat{p} - 1)}{SC_{res}/(N - \hat{p})}$	$F > F_{(\alpha, \hat{p}-1, N-1)}$
Régression (modèle)	$\hat{p}-1$	$SC_{mod} = \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y})^2$	$\frac{SS_{mod}}{\hat{p} - 1}$		
Résidus	N- $\hat{p}$	$SC_{res} = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$	$\frac{SS_{res}}{N - \hat{p}}$		

### II.2.2.2. Analyse graphique des résultats

Un des grands avantages des plans d'expériences et la présentation des résultats sous forme graphique. Les graphiques sont avant tout un outil d'aide à l'interprétation des résultats car ils permettent de tirer plus rapidement des conclusions et ainsi d'orienter la poursuite d'une modèle.





**Figure II.5.** Courbe iso-réponse et surface de réponse [53]

### II.2.3. Désirabilité et optimisation

Lorsque plusieurs réponses sont évaluées par un plan d'expériences, il est peu probable que les coordonnées des optima obtenues pour chaque réponse soient identiques. Dans cette situation, il est nécessaire de trouver un compromis afin que toutes les réponses expérimentales valident le cahier des charges ou les restrictions imposées par l'utilisateur, afin de répondre aux objectifs fixés. Quand il y a plusieurs réponses à évaluer, la notion de désirabilité qui permet d'agréger en un unique critère composite plusieurs autres critères, va être utilisée [49].

Elle est basée sur la transformation de toutes les réponses obtenues à partir de différentes échelles de mesure en une échelle identique de désirabilité sans dimension (désirabilité individuelle). Les valeurs des fonctions de désirabilité ( $d_i$ ) sont comprises entre 0 et 1[56].

Ensuite, l'ensemble des désirabilités individuelles est rassemblé en une seule désirabilité globale  $D$  qui est leur moyenne géométrique. La valeur de  $D$  la plus élevée est obtenue dans les conditions où la combinaison des différentes réponses est globalement optimale. Il existe trois type de la fonction de désirabilité qui sont : la désirabilité d'une réponse à maximiser, à minimiser et à cibler.

### II.2.4. Revue des travaux sur la modélisation de la performance et de l'encrassement des échangeurs de chaleur par la méthode des plans d'expériences

Dans cette partie de la revue bibliographique, on perlera de la littérature de quelques travaux intéressants estimant et prédisant la performance des échangeurs de chaleur avec des différents modèles basés sur la méthode des plans d'expériences.

Bayram Sahi [58] a étudié expérimentalement l'effet des différents paramètres de conception sur la performance d'un échangeur de chaleur équipé d'ailettes circulaires en coupe transversale. Les expériences ont porté sur les paramètres suivants : le nombre de

Reynolds, la hauteur des ailettes et les espaces des ailettes (pas). Dans l'expérimentation, la méthode de Taguchi a été utilisée, et le nombre de Nusselt et le facteur de frottement ont été considérés comme des paramètres de performance (les réponses). Il a conclu que le paramètre le plus efficace sur le facteur de frottement est la hauteur d'aileron et le paramètre le plus efficace sur le nombre de Nusselt est le nombre de Reynolds.

Sachin Patel et A.R.Patel [59] ont effectué une optimisation multi-objective pour optimiser les paramètres de processus et obtenir la température maximale de l'eau dans un échangeur de tube et calandre. Ils ont utilisé trois paramètres: le pas et le diamètre du tube, et le débit massique. La méthodologie de surface de réponse (RSM) avec le plan de Box Behnken (BBD) a été utilisée pour identifier les relations entre la fonction objective et les variables de plan. Les courbes optimales de Pareto ont été utilisées pour déterminer les paramètres de conception optimaux. A partir des résultats de l'analyse RSM, on peut conclure que le modèle est adéquat ( $R^2 = 99.54\%$ ) et les paramètres optimaux pour augmenter l'efficacité de l'échangeur de chaleur sont le diamètre du tube de 8,6 mm, la pas du tube de 25,5 mm et le débit massique de 1,36 kg/s.

R. Pachaiyappan, S. Gopalakannan [60] ont étudié l'effet simple et d'interaction de quatre facteurs de conception d'un échangeur de chaleur plaque à ailette, c.-à-d. le nombre de Reynolds, la longueur du noyau, la hauteur et la surface de l'âme de chaleur sur le nombre de Nusselt et le facteur de frottement (chute de pression minimale) à l'aide du plan de Box-Behnken. La dynamique des fluides computationnelle (CFD) a été utilisée pour l'analyse et la méthode de surface de réponse (RSM) a été fixée pour l'optimisation. Des graphiques de réponse ont été obtenus et ils expliquent clairement les significations de la contrainte de conception sur les paramètres de performance.

Simin Wang et al. [61] ont travaillé sur l'élimination des zones de fuite triangulaires entre les déflecteurs dans un échangeur de chaleur tubulaire. Ils ont étudié l'effet de l'angle hélicoïdal, le degré de chevauchement et la vitesse d'entrée côté calandre sur le nombre de Nusselt et la chute de pression à l'aide de la méthode de la surface de réponse avec un plan composite centrée. Le coefficient ajusté de détermination du nombre de Nusselt et du coefficient de frottement est de 0,943 et 0,999, respectivement, ce qui montre que l'ajustement est correct et fiable.

Heydar Maddah et al. [62] ont étudié l'effet de la concentration de nano-fluide, le nombre de Reynolds et le rapport de torsion sur l'efficacité d'un échangeur de chaleur à double tube avec un nanofluide hybride  $Al_2O_3-TiO_2$ . Ils ont utilisé un plan factoriel complet avec une analyse statistique incluant le test t de l'étudiant, l'analyse de variance, le test F pour

déterminer les paramètres les plus significatifs sur l'efficacité. Ils ont conclu que l'augmentation de la concentration volumique des nanoparticules et du nombre de Reynolds, simultanément à la diminution du taux de torsion, peut entraîner une efficacité plus élevée.

Taraprasad Mohapatra et al. [63] ont déterminé la performance optimale d'un échangeur de chaleur à double tube par rapport à quatre paramètres non dimensionnels, c.-à-d. le rapport de courbure ( $\delta$ ), le pas de bobine non dimensionnel ( $\lambda$ ), le nombre de Reynolds côté tube ( $Re_i$ ) et le nombre de Reynolds côté anneau extérieur ( $Re_o$ ) sur le nombre de génération d'entropie,  $N_s$  et le nombre de Nusselt côté tube,  $Nu$ . Le modèle de surface de réponse (RSM) du deuxième ordre avec conception de Box-Behnken (BBD) a été utilisé pour déterminer la relation entre les paramètres de fonctionnement et les variables de réponse. Les modèles sont adéquats pour prédire les réponses et  $R^2$  pour  $N_s$  et  $Nu$  sont 97.53% et 99.88%. Une analyse de sensibilité est effectuée pour identifier et classer divers paramètres critiques en fonction de leur ordre d'importance.

Ceyda Kocabaş et Ahmet Fevzi Savaş [64] ont étudié l'influence de trois paramètres de fonctionnement (la température d'entrée d'air frais, le débit d'air et la température d'entrée d'air d'échappement) sur l'efficacité thermique d'un échangeur de chaleur à plaque (air-air) par la méthode de Taguchi. Le réseau orthogonal  $L_9(3^3)$  a été utilisé pour effectuer les expériences. L'analyse de variance a été appliquée pour détecter l'ordre de signification de chaque paramètre. De plus, l'essai de confirmation a été effectué afin d'obtenir la combinaison de paramètres optimale. Les valeurs expérimentales et prédites sont compatibles entre elles.

Priscilla Corrêa Bisognin et al. [65] ont étudié les effets simples et d'interaction du taille des particules, la vitesse du gaz, la conductivité des particules, le diamètre et la distance entre les tubes des tubes sur le coefficient de transfert de chaleur dans un échangeur de chaleur à lit fluidisé avec un faisceau de tubes horizontal à l'aide d'un plan factoriel fractionnaire de type 25-1. Les résultats de 16 d'expériences ont été utilisés pour créer différents modèles dans lesquels la signification de chaque coefficient a été analysée.

Behrouz Raei [66] a travaillé sur la maximisation du nombre de Nusselt de nano fluide  $Al_2O_3$ - eau dans un échangeur de chaleur à double tube à contre-courant. Pour cela, il a évalué l'impact de la température, la concentration et le débit du nanofluide. Puis, il a appliqué la méthode de Taguchi pour l'optimisation des trois facteurs et de trouver une combinaison de ces paramètres pour atteindre la valeur maximale du nombre de Nusselt.

B. Chowdhury et M. Borah [67] ont étudié l'effet de la température d'entrée de fluide chaud et le débit massique des fluides chauds et froids sur le taux de transfert de chaleur, le nombre d'unités de transfert (NTU) et l'efficacité d'un échangeur de chaleur tube et calandre. Ils ont

utilisé un plan de Box-Behnken avec la méthode de surface de réponse pour modéliser, analysé et optimisé les paramètres de performance de transfert de chaleur. Les modèles de régression développés pour le taux de transfert de chaleur, l'NTU et l'efficacité correspondent bien aux données expérimentales car le  $R^2$  et  $R^2_{\text{ajusté}}$  sont supérieurs à 90%. Avec les paramètres optimaux pour les débits massiques des fluides chauds et froids et la température d'entrée des fluides chauds obtenus à partir de l'analyse sont, respectivement, 50 l/h, 200 l/h et 80 °, les valeurs maximales du taux de transfert de chaleur, NTU et l'efficacité sont 5820.01 J/s, 1.262, et 0.701, respectivement.

Plus précisément, certaines études ont porté sur la prédiction de la résistance d'encrassement par les méthodes de plan d'expérience. Rania Jradi et al. [68] ont travaillé sur l'analyse et l'estimation de la performance thermique des échangeurs de chaleur à flux croisés à l'aide de plan composite centrée. Six paramètres de fonctionnement de la boucle de concentration en acide phosphorique, comprenant les températures d'entrée et de sortie de l'acide, la température de la vapeur, la densité de l'acide et le débit et le temps de volume de l'acide, sont sélectionnés comme paramètres d'entrée, tandis que la résistance à l'encrassement est sélectionnée comme paramètre de sortie. L'effet des variables de fonctionnement et ces interactions sur la résistance à l'encrassement ont été étudiés en détail. Les valeurs de  $R^2$ ,  $R^2_{\text{ajusté}}$  et  $R^2_{\text{prédite}}$  étaient proche de 1 ( $R^2 = 0,9954$ ,  $R^2_{\text{ajusté}}=0.9950$ ,  $R^2_{\text{prédite}}=0.9932$ ). Les valeurs des paramètres statistiques indiquent que le modèle avait une bonne précision et le diagramme de régression montre qu'un bon ajustement a été réalisé.

Hoda Hallaji et al. [69] ont réalisé une étude expérimentale complète à l'aide d'un plan statistique de la méthode d'expérience de Taguchi afin de mesurer la réduction du transfert de chaleur et le taux d'encrassement des solutions aqueuses  $\text{CaSO}_4$ . Ils ont étudié les effets de différentes variables (débit, concentration de  $\text{CaSO}_4$ , flux de chaleur et température en vac) ont été étudiés pour deux mécanismes de transfert de chaleur, dont la convection forcée et l'ébullition par flux sous-refroidi. Chaque paramètre a été étudié à deux niveaux de sorte que 16 expériences ont été totalement menées visant à introduire le meilleur ensemble de conditions afin d'obtenir le taux d'encrassement moins élevé de  $\text{CaSO}_4$ . L'analyse de la variance (ANOVA) démontre une bonne cohérence entre les valeurs expérimentales et les valeurs prédites, avec seulement un écart de 5%, et approuve l'efficacité du plan expérimental pour atteindre la condition optimale.

### II.3. L'intelligence artificielle-Apprentissage automatique

L'intelligence artificielle (IA) signifie la capacité des ordinateurs et d'autres machines à exécuter des actions qui nécessitent l'intelligence humaine [70]. Les approches d'IA

possèdent une synergie naturelle, qui peut être utilisée pour fournir des systèmes de calcul robustes. Un but qui peut être mentionné est l'effort pour modéliser des systèmes, surmonter les faiblesses des méthodes traditionnelles et présenter des ensembles de supérieurs et plus efficaces. Les algorithmes d'IA doivent appliquer des attributs liés à l'intelligence humaine telle que l'apprentissage et la capacité d'interpolation à partir des connaissances actuelles. Elles ont été utilisées pour résoudre des problèmes pratiques complexes dans divers domaines. AI se compose de plusieurs domaines tel que le domaine d'apprentissage automatique. L'objectif de l'apprentissage automatique est d'extraire un modèle  $f$  à partir de données. Selon les données disponibles et l'objectif visé, on distingue principalement trois types d'apprentissage :

➤ **L'apprentissage supervisé**

Dans de ce type d'apprentissage, le système apprend une fonction  $f$  entre des entrées  $X_i$  et des sorties  $Y_i$  connues auparavant. Le système modifie ses paramètres de manière à rapprocher sa sortie calculée de la sortie désirée [71]. L'apprentissage supervisé est utilisé pour, des tâches de classification (lorsque la sortie à prédire est discrète), et de régression (quand la sortie à prédire est continue) [72]. Comme exemples de modèles d'apprentissage supervisé, on peut citer : les régressions à vecteurs de support (SVR), le perceptron multicouche (MLP), les forêts aléatoires (RF), etc.

➤ **L'apprentissage non supervisé**

Dans ce type d'apprentissage, le système explore les données non étiquetées de façon autonome afin de déterminer des structures sous-jacentes [73]. Différentes tâches sont associés à ce type d'apprentissage comme le Clustering (partitionnement des données), l'association (analyse des relations entre les variables ou détection des associations) et la réduction des dimensions [72]. Comme exemples de modèles d'apprentissage non-supervisé on peut citer : les cartes auto-organisatrices, la méthode k-means, la méthode de classification ascendante hiérarchique (AHC), etc.

➤ **L'apprentissage par renforcement**

Dans ce type d'apprentissage, le système (agent) apprend en interagissant avec son environnement. Lorsqu'il effectue une tentative, l'agent reçoit une récompense ou une punition et modifie son comportement de façon à maximiser les récompenses [71]. Comme exemples d'applications de ce type d'apprentissage on peut citer : voitures autonomes, jeu de go, marche d'un robot, etc.

### II.3.1. Les méthodes d'apprentissage automatique supervisé

#### II.3.1.1. Le réseau de neurone artificiel

Un réseau de neurones artificiels (RNA) est l'un des outils les plus populaires en intelligence artificielle et en apprentissage automatique [74]. Il est basé sur le fonctionnement des neurones biologiques. Le RNA utilise un processus d'apprentissage similaire au fonctionnement d'un cerveau humain pour résoudre différents problèmes [75]. L'apprentissage dans le cerveau humain se fait à travers un réseau des neurones qui sont connectés par l'axone, les synapses et des dendrites.

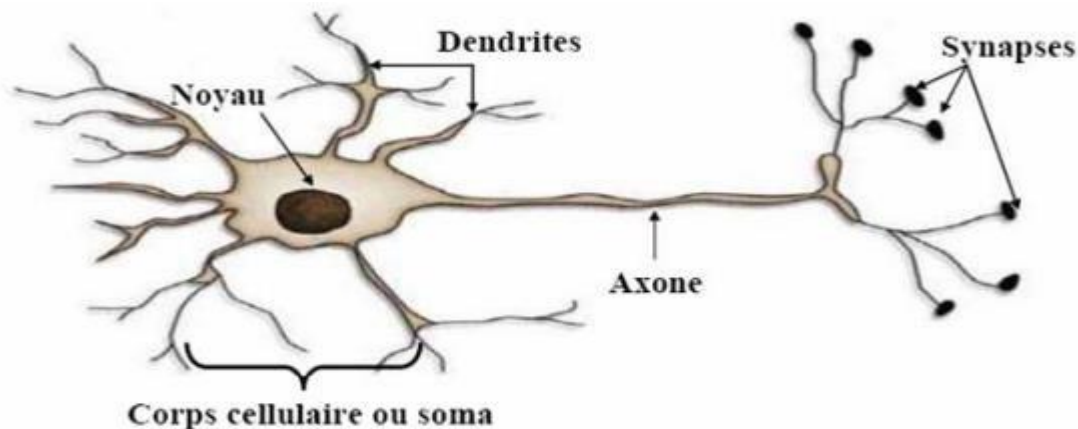


Figure II.6. La carte structurelle simple d'un neurone biologique [76]

L'objectif principal de l'ANN est de développer une relation entre les variables d'entrée (indépendante) et de sortie (dépendante) [77]. Le modèle neuronal utilisé dans la conception de nombreux modèles (RNN) se compose d'un groupe de liens de connexion appelés synapses chacun d'eux a son propre poids  $w_{kj}$  (Figure II.7).

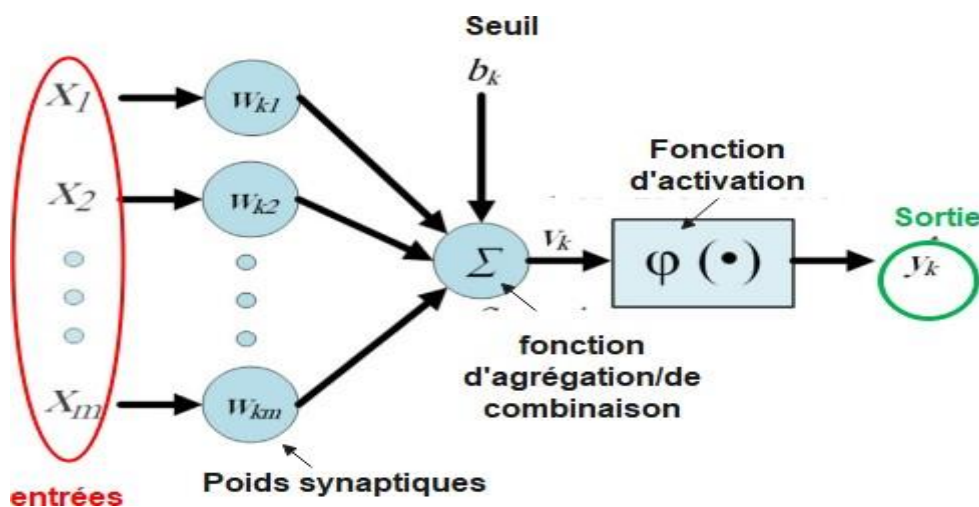


Figure II.7. Modèle non linéaire d'un neurone

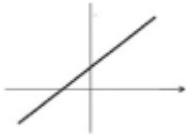
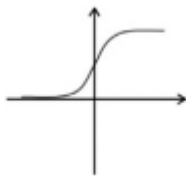
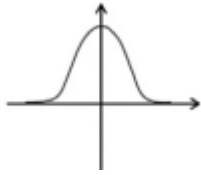


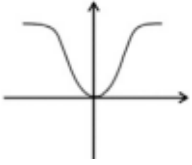
Ce poids est multiplié par sa propre entrée  $x_j$  avant d'additionner toutes les entrées pondérées ainsi qu'un biais externe  $b_k$  qui est responsable de l'abaissement ou de l'augmentation de la sortie  $y_k$  de la sommation. Ensuite, une fonction d'activation  $\varphi(\cdot)$  est appliquée à cette sortie pour diminuer la plage d'amplitude du signal de sortie  $y_k$  en une valeur finie; différents types de fonctions d'activation sont totalisés dans le tableau II.2. Ces séquences peuvent être exprimées en termes mathématiques comme suit

$$y_k = \varphi \left( \sum_{j=1}^m (w_{kj} * x_j) + b_k \right) \dots \dots \dots \dots \dots \text{(II. 8)}$$

Où  $k$  et  $j$  indiquent respectivement le nombre de neurones et de synapses

**Tableau II.2.** Différentes fonctions d'activation

type	description	formule	graphe
Linéaire	La fonction d'activation la plus simple dans laquelle la sortie est proportionnelle à l'entrée	$\varphi(v_k) = cv_k$ où $c$ représente la pente de la sortie de la fonction	
Logistique (Sigmoidale logarithmique)	Une famille de fonctions en forme de S.	$\varphi(v_k) = \frac{1}{1 + e^{-v_k}}$	
Gaussien	C'est une courbe continue en forme de cloche, a un sommet à $v_k = 0$ et diminue à la queue. Le nœud de sortie (haut / bas) est interprété en fonction de l'appartenance de la classe (1/0), en fonction de la proximité de l'entrée du réseau à une valeur de la moyenne qui a été sélectionnée	$\varphi(v_k) = e^{-v_k^2}$	

Complément Gaussien	C'est la version d'inversion de la fonction gaussienne qui est continue, diminue à $v_k = 0$ , et elle a des pics à la queue.	$\varphi(v_k) = 1 - e^{-v_k^2}$	
------------------------	---	---------------------------------	---

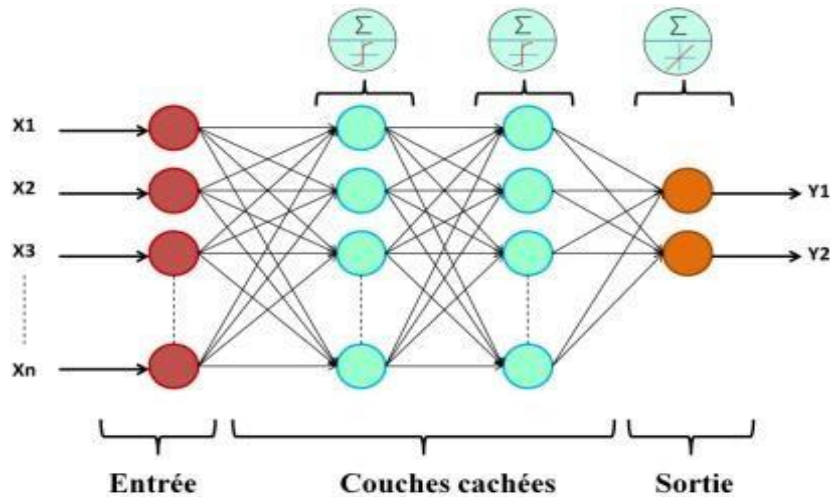
Le ANN présente d'excellentes caractéristiques telles que le traitement rapide de l'information, les capacités de cartographie, la tolérance aux pannes, l'adaptation, la généralisation et la robustesse. Ces caractéristiques font d'ANN un outil puissant et intelligent pour la modélisation, la prédiction et l'optimisation des performances de différents systèmes d'ingénierie. Par conséquent, il a été appliqué à des problèmes complexes d'ingénierie non linéaire dans différentes applications réelles avec une réduction significative du coût et du temps.

Il existe plusieurs types d'ANN en fonction de leur topologie ou de leur architecture et des paramètres du modèle. Le ANN le plus couramment utilisé est le réseau neuronal de propagation (BP), également connu sous le nom de perceptron multicouche (PMC)

#### ✓ Le perceptron multicouche (PMC)

L'un des modèles de réseau de neurones artificiels les plus courants est le perceptron multicouche (PMC). Un PMC est un réseau qui se compose de trois types différents de couches, c.-à-d. les couches d'entrée, cachées et de sortie. Les neurones de chaque couche sont connectés avec les neurones de la couche suivante mais les neurones de la même couche ne sont pas connectés entre eux [78]. Une ou plusieurs couches cachées peuvent être constituées de plusieurs neurones, qui sont déterminés en fonction de l'architecture optimale du modèle RNA. La valeur de chaque neurone dans la couche cachée et de sortie dépend du poids, qui est calculé et attribué pendant la phase d'apprentissage. En outre, une valeur constante appelée valeur de seuil ou biais est une entrée d'unité pondérée pour chaque neurone dans la couche cachée et de sortie. Le PMC est un réseau de feedforward; par conséquent, les calculs vont de la couche d'entrée à la couche de sortie sans boucles de rétroaction. L'architecture de PMC est présentée dans la figure II.8.





**Figure II.8.** L'architecture d'un réseau de neurones multicouches (Exemple avec deux couches cachées) [79]

Le processus de normalisation avant la formation du réseau garantit que chaque entrée contribue de manière égale à la prédiction de la sortie et minimise la redondance. Les entrées et sorties du modèle peuvent être normalisées à l'aide de l'équation (9).

$$y = y_{min} + \frac{(x - x_{min}) * (y_{max} - y_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \dots \dots \dots (II. 9)$$

Où  $x_{max}$  et  $x_{min}$  sont la valeur maximale et minimale de l'ensemble de données,  $y_{max}$  et  $y_{min}$  sont la plage de normalisation et  $y$  est la valeur normalisée de  $x$ . Typiquement, la plage de normalisation est soit (0,1) soit (-1,1). La sortie de chaque neurone est basée sur le neurone de la couche précédente (équation 10).

$$a_{ij} = \varphi_j \left( \sum_{k=1}^{n_{(j-1)}} (a_{k(j-1)} w_{ki(j-1)} + b_{ij}) \right) \dots \dots \dots (II. 10)$$

Où  $a_{ij}$  et  $b_{ij}$  sont la sortie et le biais du neurone  $i$  dans la couche  $j$ ,  $a_{k(j-1)}$  et  $w_{ki(j-1)}$  sont la sortie et le poids du neurone de la couche précédente, respectivement,  $n_{(j-1)}$  est le nombre de neurones dans le couche  $(j-1)$  et  $\varphi_j$  est la fonction d'activation ou de transfert de la couche  $j$ .

La méthode de Levenberg-Marquardt (LM) est l'algorithme d'entraînement MPC le plus utilisé en raison de sa vitesse de convergence et de ses performances. C'est une méthode d'ajustement de courbe utilisée pour améliorer la solution en ajustant le taux d'apprentissage, d'autres algorithmes d'entraînement sont quasi-Newton, gradient conjugué à l'échelle, descente de gradient, Broydon - Fletcher - Shanno (BFGS) et régularisation bayésienne.

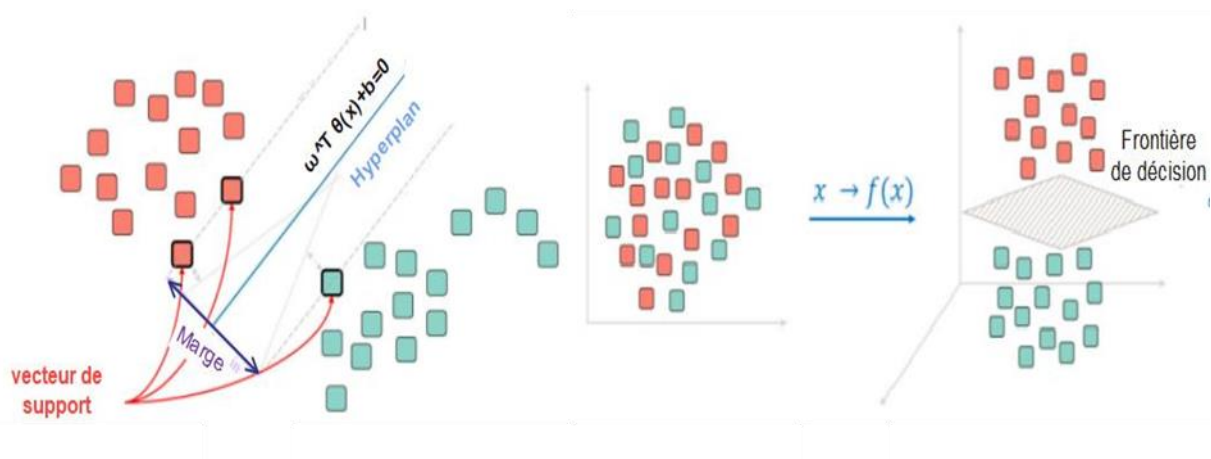
### II.3.1.2. Machines à vecteurs support

La Machine à vecteurs support (Support Vector Machines SVM) est l'un des algorithmes d'apprentissage statistique les plus utilisés dans une variété d'applications d'apprentissage automatique, et principalement pour la classification binaire [80].

Un algorithme SVM sépare les données appartenant à deux classes différentes en déterminant un hyperplan qui donne une séparation ou bien une marge maximale. La marge est définie comme une somme de la distance entre l'hyperplan de séparation et les points les plus proches de chaque côté de deux classes [81].

Si deux classes sont séparables parmi le nombre infini de classificateurs linéaires, SVM détermine cet hyperplan qui minimise l'erreur de généralisation (c'est-à-dire l'erreur pour les modèles de test invisibles) et inversement si les deux classes ne sont pas séparables, SVM essaie de rechercher cet hyperplan qui maximise la marge et en même temps, minimise une quantité proportionnelle au nombre d'erreurs de mauvaise classification.

Les SVM ont été mises en œuvre avec succès à diverses fins, telles que la récupération d'images, le diagnostic de défaut, la détection de texte et les problèmes de régression. Le SVR, régression vectorielle de support, est l'utilisation de la SVM pour l'approximation et la régression des fonctions.



**Figure II.9.** Schéma simplifié de classification (a) linéaire et (b) non linéaire

Les SVM ont le potentiel de créer la relation inconnue présente entre un ensemble de variables d'entrée et la sortie du système. Le principal avantage de SVM est qu'il utilise une astuce du noyau pour acquérir des connaissances d'expert sur un problème afin de minimiser simultanément la complexité du modèle et l'erreur de prédiction [82].

Un ensemble de données de formation de paires d'entrées-sorties est considéré comme  $z = \{x_i, y_i | i = 1, 2, 3, \dots, n\}$  où  $x_i \in R^q$ ,  $q$  est le vecteur d'entrée dimensionnelle,  $y_i \in R$



NARX est composé de nœuds interconnectés, chaque nœud représente un neurone artificiel qui reçoit une ou plusieurs entrées et les élabore pour produire une sortie. Ces sommes passent par une fonction d'activation non linéaire. Les principaux avantages des réseaux NARX par rapport aux autres approches RNA sont la convergence plus rapide pour atteindre les poids optimaux des connexions entre les neurones et les paramètres d'entrée et le nombre réduit de ces derniers pour calibrer et rendre le modèle efficace [85].

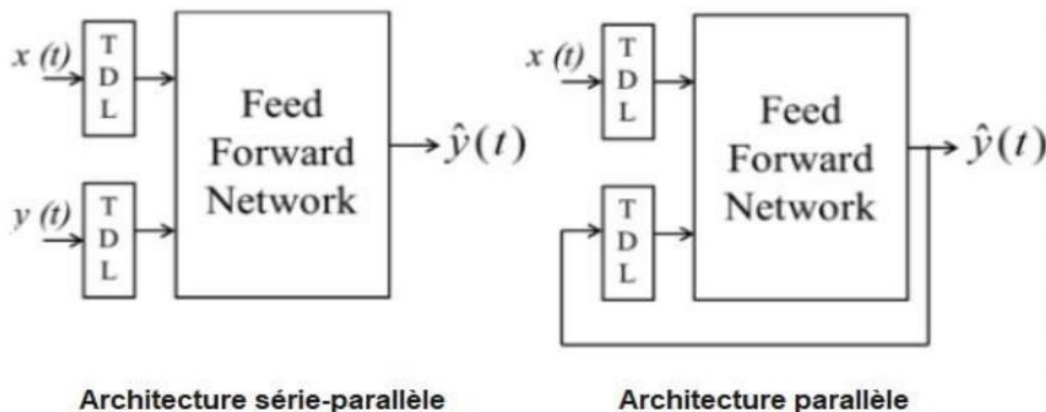
Afin d'obtenir les performances complètes du réseau de neurones NARX pour la prédiction de séries temporelles non linéaires, il est intéressant d'utiliser sa capacité de mémoire en utilisant les valeurs passées des séries temporelles prédites ou vraies.

Comme on peut le voir dans la figure 1, il existe deux architectures différentes du modèle de réseau de neurones NARX, l'architecture série-parallèle (également appelée boucle ouverte) et l'architecture parallèle (également nommée boucle fermée) donnée par les équations (1) et (2), respectivement :

$$\hat{y}(t+1) = F(y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_y), x(t+1), x(t), x(t-1), \dots, x(t-n_x)) \dots \dots \dots \text{(II. 16)}$$

$$\hat{y}(t+1) = F(\hat{y}(t), \hat{y}(t-1), \dots, \hat{y}(t-n_y), x(t+1), x(t), x(t-1), \dots, x(t-n_x)) \dots \dots \dots \text{(II. 17)}$$

Où,  $F(\cdot)$  est la fonction de mappage du réseau de neurones,  $(t+1)$  est la sortie du NARX au moment  $t$  pour le temps  $t+1$ .  $\hat{y}(t)$ ,  $\hat{y}(t-1)$ , ...,  $\hat{y}(t-n_y)$  sont les sorties passées du NARX.  $y(t)$ ,  $y(t-1)$ , ...,  $y(t-n_y)$  sont les vraies valeurs passées de la série chronologique, également appelées valeurs de sortie souhaitées.  $x(t+1)$ ,  $x(t)$ , ...,  $x(t-n_x)$  sont les entrées du NARX.  $n_x$  est le nombre de retards d'entrée et  $n_y$  est le nombre de retards de sortie.



**Figure II.10.** Différents architecture du réseau NARX [86]

### II.3.2. Evaluation des performances

Les performances des modèles sont évaluées en utilisant les différents indicateurs statistiques recommandés dans la littérature :

\*La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et sa valeur normalisée (nRMSE):

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^P (y_i^d - y_i)^2 / P} ; nRMSE = RMSE / \bar{y} \dots \dots \dots (II.18)$$

Avec:  $\bar{y}$  étant la moyenne de la valeur  $y_i$  ( $\bar{y} = \sum_{i=1}^P y_i / P$ ). La précision du modèle est considérée excellente si  $nRMSE \leq 10\%$ ; bonne si  $10\% \leq nRMSE \leq 20\%$  ; raisonnable si  $20\% \leq nRMSE \leq 30\%$  ; faible si  $nRMSE \geq 30\%$ .

\*L'erreur de biais moyen (MBE) et sa valeur normalisée (nMBE):

$$MBE = \sum_{i=1}^P (y_i^d - y_i) / P ; nMBE = \frac{MBE}{\bar{y}} \dots \dots \dots (II.19)$$

\*L'erreur absolue moyenne (MAE) et sa valeur normalisée (nMAE):

$$MAE = \sum_{i=1}^P |y_i^d - y_i| / P ; nMAE = \frac{MAE}{\bar{y}} \dots \dots \dots (II.20)$$

\*L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \left| \frac{y_i^d - y_i}{y_i} \right| \times 100 \dots \dots \dots (II.21)$$

Le modèle est considéré de haute précision si  $MAPE \leq 10\%$ ; bon si  $10\% \leq nRMSE \leq 20\%$  ; raisonnable si  $20\% \leq nRMSE \leq 50\%$  ; faible si  $nRMSE \geq 50\%$ .

\*Le coefficient de détermination  $R^2$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^P (y_i^d - y_i)^2}{\sum_{i=1}^P (y_i^d - \bar{y})^2} \dots \dots \dots (II.22)$$

Le modèle est considéré efficace si la valeur de  $R^2$  est proches de 1.

### II.3.2.Revue des travaux de l'utilisation de l'intelligence artificielle pour la modélisation de la performance des échangeurs de chaleur

De nombreux chercheurs ont utilisé les différents modèles de l'intelligence artificiels dans la prédiction de la performance des échangeurs de chaleurs, notamment :

Xiao Zheng et al. [87] ont utilisé des algorithmes de réseaux de neurones de régression (GRNN) ainsi que des forêts aléatoires (RF) pour prédire le coefficient de transfert de chaleur dans les canaux d'échange de chaleur avec l'effet des renflements à de nombreux endroits sur l'échangeur comme données d'entrée avec un ensemble de 143 données. Ils ont conclu que le

modèle GRNN est meilleur que l'algorithme RF dans la précision de prédiction et la capacité de généralisation des canaux de transfert de chaleur.

Jyoti Prakash Panda et al. [88] ont modélisé les corrélations de transfert de chaleur pour les échangeurs de chaleur à bandes torsadées. Le réseau de neurones artificiels (RAN), la forêt aléatoire (RF) et la régression polynomiale sont utilisés pour la modélisation de substitution. Les données d'entrée sont les nombres de Reynolds, le taux de torsion, le pourcentage de perforation et les différents nombres des bandes torsadées. Cette étude a conclu que le potentiel ANN convient à la modélisation future basée sur les données.

Anurag Kumra et al. [89] ont utilisé les modèles SVM et RNA pour prédire le taux de transfert de chaleur dans les échangeurs de chaleur de type fil-sur-tube, ils ont utilisé la direction d'écoulement, la surface de transfert de chaleur, le diamètre, le débit volumétrique, le débit massique et la température comme valeurs d'entrée. Les résultats ont montré que l'approche de modélisation SVM fournit de meilleures performances et des résultats plus précis.

Wen et al. [90] ont indiqué que l'approche par machine de régression vectorielle (SVR) a surpassé l'algorithme des moindres carrés partiels (PLS) pour prédire l'encrassement dans l'échangeur de chaleur à plaques. Ils ont utilisé les données d'entrée du pH, de l'oxygène dissous, de l'ion chlorure, de l'ion fer, de la conductivité, de la dissolution, de la dureté, de la turbidité, de l'alcalinité et du nombre total de bactéries. Dans la même direction, Wen Xiaoqiang et al. [91] ont constaté que le réseau neuronal d'ondelettes multi-résolution (MRWNN) dépasse d'autres réseaux neuronaux selon sa signification dans les approximations de fonctions non linéaires.

Aminian et Shahhosseini [92] ont essayé d'éviter les conditions de fonctionnement qui accélèrent l'encrassement dans les échangeurs de préchauffage en utilisant ANN pour développer les ensembles de formulation mathématiques.

Seyit Ahmet Kuzucanlı et al. [93] ont examiné plusieurs algorithmes de multi-classification et les ont comparés pour prédire la résistance à l'encrassement et le coefficient global de transfert de chaleur dans les échangeurs de chaleur à plaques. Ils ont trouvé que l'algorithme de Naïve Bayes était meilleur que l'algorithme de l'arbre de décision et des k-voisins les plus proches (kNN).

Sreenath Sundar et al. [94] ont constaté que l'utilisation d'un cadre algorithmique robuste pour l'apprentissage profond des relations fonctionnelles non linéaires permet de prédire l'encrassement de l'échangeur de chaleur à flux croisé de récupération de chaleur perdue. En

outre, ils ont constaté que plusieurs RNA atteignent une précision et une robustesse au bruit plus raisonnables.

Sun Lingfang et al. [95] ont utilisé le SVM et la machine vectorielle de pertinence des ondelettes pour prédire la résistance à l'encrassement dans les échangeurs de chaleur en se basant sur la théorie de l'apprentissage statistique. Ils ont constaté que le modèle SVM indique une grande précision de prédiction.

Plus précisément, certaines études ont porté sur la prédiction de la résistance à l'encrassement dans le type de l'échangeur de chaleur tube et calandre. Emad M.S. El-Said et al. [96] ont utilisé l'optimisation des médias sociaux (SMO), l'algorithme des k-voisins les plus proches (KNN), le SVM, des algorithmes de liaison fonctionnelle vectorielle aléatoire (RVFL) pour prédire les valeurs de température et de chute de pression de sortie, et ils ont constaté que le RVFL surpassait d'autres algorithmes.

Cao Shengxian et al. [97] ont indiqué que les algorithmes de la machine vectorielle à moindre support de carrés (LS-SVM) et du réseau neuronal (MPC) ont une meilleure précision que les méthodes traditionnelles pour prédire la résistance d'encrassement biologique de l'eau de refroidissement. Ils ont considéré le pH, la conductivité, le nombre total de bactéries, l'oxygène dissous, le TN et le NH<sub>3</sub>-N comme paramètres d'entrée.

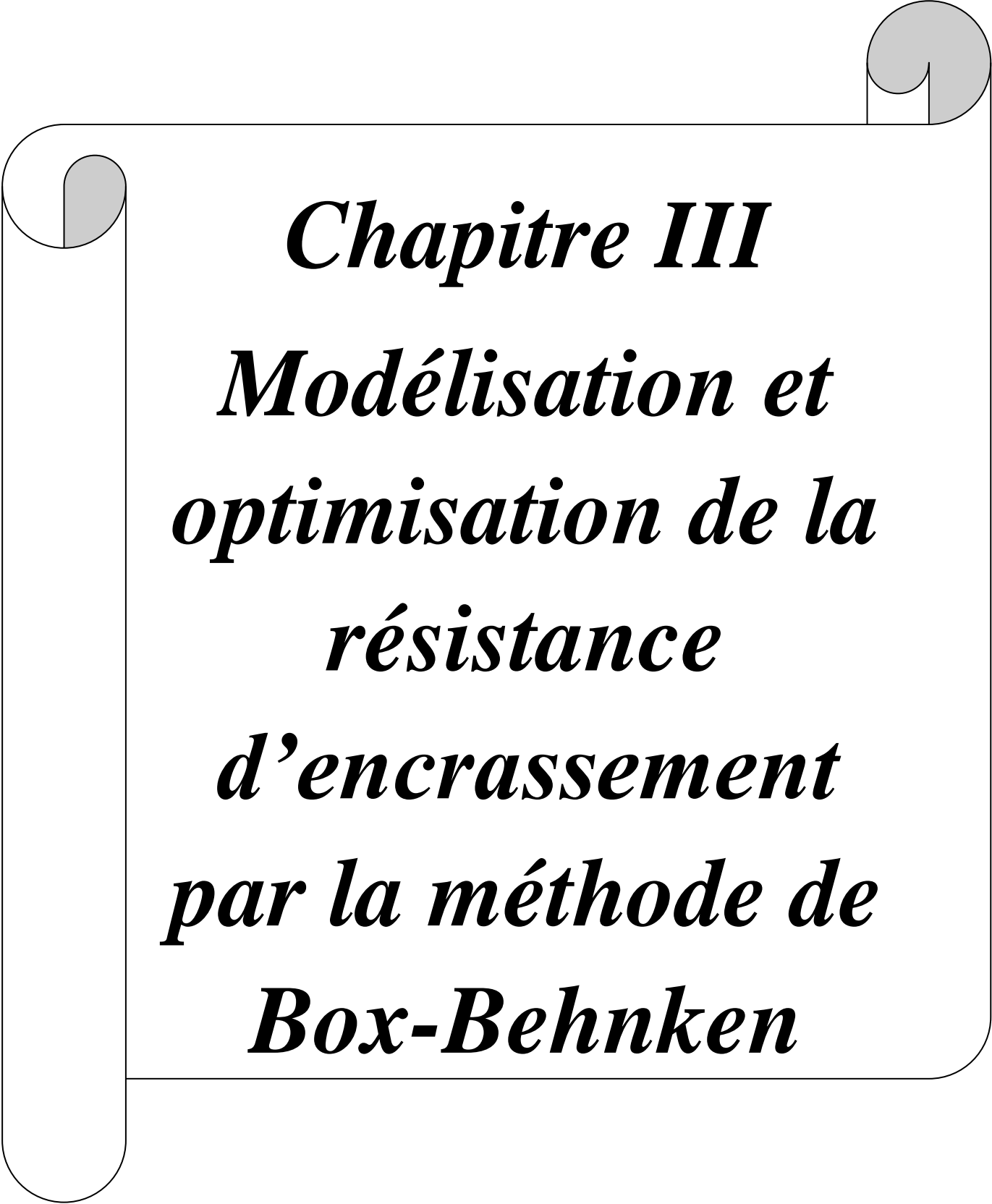
Al-Naser et al. [98] ont également utilisé le LS-SVM et l'ANN en deux étapes pour calculer le facteur d'encrassement des échangeurs de chaleur à tube et calandre à l'aide d'un logiciel commercial, et ils ont constaté que la précision des prévisions était très élevée.

R. Harche et al. [99] ont utilisé la mémoire à long terme (LS-SVM) et la forêt aléatoire (RF) pour prédire l'état d'encrassement selon les données historiques dans les trains de préchauffage des unités de distillation brute dans les raffineries de pétrole.

Al-Naser et al. [100] ont élargi leur étude de la prédiction de l'encrassement à l'estimation du facteur d'encrassement local en utilisant un modèle artificiel de différentes simulations de tactiques d'encrassement.

## **II.4. Conclusion**

Cette analyse bibliographique approfondie a permis de mettre en évidence l'utilisation des méthodes de plan d'expérience et d'intelligence artificiel en modélisation. Le nombre de travaux présentés ici ne sont ni complètes, ni exhaustives, mais simplement un échantillon qui approuve et appuie l'utilité des techniques MPE et AI. Les recherches antérieures sont classés en deux catégories, "estimation de la performance des échangeurs de chaleur" et "prédiction du phénomène d'encrassement" mais ils présentent des limites qui deviendront les objectifs des prochaines chapitres.



***Chapitre III***  
***Modélisation et***  
***optimisation de la***  
***résistance***  
***d'encrassement***  
***par la méthode de***  
***Box-Behnken***



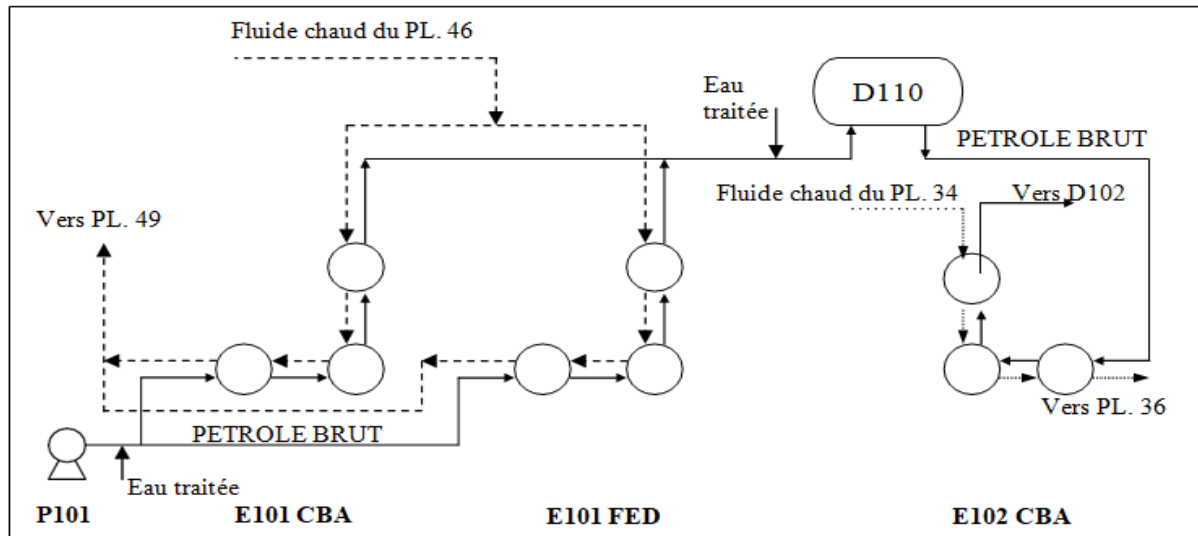
### III.1. Introduction

Dans les raffineries, Le pétrole brut véhiculé à l'intérieur d'échangeur de chaleur n'est pas propre et une formation du dépôt se produit dans le temps qui augmente les résistances au transfert de chaleur et déduire la performance de l'échangeur. Les effets néfastes de l'encrassement se manifestent notamment par la réduction du rendement thermique des équipements et l'augmentation de la perte de charge. Par conséquent, les surcoûts dus à un pompage plus important et au nettoyage fréquent des équipements peuvent entraîner des pertes financières très importantes.

Ce chapitre vise à optimiser les performances des échangeurs de chaleur à calandre et à tubes. Mener des expériences en utilisant la méthodologie de surface de réponse (MSR) et les conceptions de Box-Behnken pour comprendre les effets interactifs des paramètres de fonctionnement sur la résistance à l'encrassement. L'utilisation du MSR avec la fonction de désirabilité comme un outil d'optimisation pour maximisé simultanément l'efficacité et minimiser la résistance d'encrassement, et aussi pour déterminer les niveaux optimaux des paramètres d'entrés.

### III.2. Matériels et méthode

La distillation atmosphérique U100 est l'unité de base d'une raffinerie d'Alger, elle a pour but de fractionner le pétrole brut en différentes produits finis (kérosène, gasoil, fuel, GPL, solvant léger et lourd) qui pourront rentrer dans la composition des produits commercialisables et être réutilisés pour un ou plusieurs traitements. Lorsque le brut sort des bacs de stockage à la température ambiante, il est refoulé par l'une des trois pompes centrifuges, P101, vers l'unité de distillation atmosphérique, en traversant par la suite, les deux circuits de la batterie E101 (CBA et FED). Le pétrole brut traverse la batterie côté tube où il est chauffé à l'aide de reflux de tête (RT), qui est un mélange de produits légers venant du haut de la colonne de distillation C101 au niveau du plateau N°46. Le pétrole passe ensuite par le dessaleur électrostatique par l'addition de l'eau traitée et de la soude caustique. L'eau traitée est injectée à l'entrée de l'échangeur E101 et à l'entrée du dessaleur, dans le but de laver le brut et d'entraîner les sels qui y sont présents (figure III.1).



**Figure III.1.** Schéma simplifié du circuit préchauffe du brut [101]

Les températures d'entrée et de sortie des deux fluides sont prises respectivement aux extrémités de l'échangeur de chaleur et mesurées à l'aide de quatre thermocouples tandis que le débit de brut et de RT est mesuré à l'entrée de l'échangeur de chaleur à l'aide des débitmètres. Les propriétés physiques des deux fluides sont données par la salle de contrôle.

### III.2.1. Procédure expérimentale

Le présent travail a été réalisé à l'aide d'une base de données de la cellule d'échangeurs de chaleur E 101CBA, du circuit préchauffe de la raffinerie d'Alger sur une période de 290 jours entre 14 mars 2019 jusqu'à 17 décembre 2019. Cette cellule est composée de trois échangeurs de chaleur type tube-calandre à contre-courant disposé en série. Les caractéristiques de ces échangeurs sont indiquées dans le tableau ci-dessous:

**Tableau III.1.** Les caractéristiques d'échangeur de chaleur E101 CBA

Les caractéristiques	Echangeur E101 CBA	
	Coté calandre	Coté tube
Fluide circulant	Reflux de tête	Pétrole brut
Débits massique (kg/s)	126	90,12
Viscosité (m <sup>2</sup> /s) entrée / sortie	-	$2,4 \times 10^{-6} - 9,6 \times 10^{-7}$
Température d'entrée (°K)	388,706	299,817
Température de sortie (°K)	338,706	377,594
Nombre de passes	1	4
Facteur d'encrassement	0,001	0,002

Matériau de construction	Acier au carbone	
Diamètre de la calandre (m)		1,067
Distance entre les chicanes (m)		0,465
Nombre de calandres		3
Diamètre externe des tubes (m)		0.0195
Epaisseur des tubes (m)		BGW14
Longueur des tubes (m)		5,74
Nombre total de tubes		6600
Le pas : carré renversé (m)		0.0254
Surface totale d'échange de chaleur (m <sup>2</sup> )		2322,77
Coefficient global d'échange de chaleur à l'état propre (KW / m <sup>2</sup> °C)		36,68

La plage paramétrique des variables de fonctionnement correspondant à l'échangeur de chaleur utilisé dans cet appareil est répertoriée dans le tableau suivant :

**Tableau III.2.** La plage paramétrique des variables

Variables	unité	symbole	Plage de mesure
Température d'entrée de brut	°C	$t_e$	31-17
Température sortie de brut	°C	$t_s$	92-110
Température d'entrée de reflue de tête	°C	$T_e$	130-111
Température de sortie de reflue de tête	°C	$T_s$	64-44
Débit massique de brut	Kg/s	$\dot{m}_t$	46.094-23.5
Débit massique de reflue de tête	Kg/s	$\dot{m}_c$	80.104-38.98
Densité de reflue de tête	/	$d_4^{15}$	0.796-0.785
Facteur de correction de la température	/	F	0.9-0.74

Le calcul expérimental du coefficient global de transfert de chaleur ( $U_t$ ) et de la résistance à l'encrassement ( $R_f$ ) est sur la base des hypothèses simplificatrices suivantes :

- Les écoulements des deux fluides (brut et reflue de tête) sont à contre-courant.
- Les pertes thermiques sont négligées.
- L'encrassement ne se forme que du côté de brut.

En utilisant le bilan énergétique, le flux de chaleur transmis du reflux de tête au brut est donné par l'équation suivante :

$$Q_r = \dot{m}_c C_{pr} (T_s - T_e) \dots \dots \dots (III. 1)$$

Le coefficient de transfert de chaleur global dans le cas d'encrassement est définie par :

$$U_s = \frac{Q}{A \cdot F \cdot \Delta TLM} \dots \dots \dots (III. 2)$$

La différence de température moyenne logarithmique ( $\Delta TLM$ ) est définie comme :

$$\Delta TLM = \frac{(T_s - t_e) - (T_e - t_s)}{\ln \frac{(T_s - t_e)}{(T_e - t_s)}} \dots \dots \dots (III. 3)$$

L'échangeur de chaleur étudié a subi une opération de nettoyage mécanique entre les cycles de fonctionnement. Dans ce cas, il est totalement exempt d'encrassement au début de chaque nouveau passage. Le coefficient global de transfert de chaleur au début de chaque cycle est considéré comme la valeur du design propre ( $U_p$ ).

La résistance à l'encrassement en fonction du temps ( $R_f$ ) est alors donnée par l'équation.

$$R_f = \frac{1}{U_s} - \frac{1}{U_p} \dots \dots \dots (III. 4)$$

### III.2.2. La méthode de Box Behnken

Dans ce travail, La méthode de Box-Behnkena été appliqué pour étudier les effets simples et combinées de six variables (facteurs) indépendantes du fonctionnement de l'échangeur de chaleur telles que  $t_e(X_1)$ ,  $t_s(X_2)$ ,  $T_e(X_3)$ ,  $T_s(X_4)$ ,  $\dot{m}_t(X_3)$  et  $\dot{m}_c(X_6)$ . La résistance d'encrassement est la variable dépendante (réponses) de l'échangeur tube et calandre à minimiser. La conception Box-Behnken a été utilisée pour obtenir des surfaces de réponse d'ordre supérieur basé sur des plans factoriels incomplets à trois niveaux, en utilisant moins d'exécutions requises qu'une technique factorielle normale [102].

Dans cette étude, un total de 54 expériences ont été menées. Le logiciel Design Expert Software a été utilisé pour la régression et l'analyse graphique des données obtenues. Les valeurs optimales des variables sélectionnées ont été obtenues en résolvant les équations de régression et en analysant les courbes de contour de la surface de réponse. Pour les calculs statistiques, les valeurs réelles des variables indépendantes ont été transformées en valeur codée de xi en utilisant l'équation suivante:

$$x_i = \frac{X_i - X_0}{\Delta X_i} \dots \dots \dots (III. 5)$$

Où  $X_i$ ,  $X_0$  et  $\Delta X_i$  sont la valeur réelle d'une variable indépendante, la valeur de la variable indépendante au point central et la valeur de changement d'étape, respectivement. Les trois niveaux (- 1, 0, + 1) des facteurs utilisés dans la conception expérimentale sont présentés dans tableau III.3.

**Tableau III. 3.** Les niveaux des facteurs indépendants

Facteurs		Niveau codés et réels des variables indépendantes		
		Min	Intermédiaire	Max
Code		-1	0	1
Coté tube	$t_e$ (° C)	17	24	31
	$t_s$ (° C)	92	101	110
	$\dot{m}_t$ (kg/s)	23.5	34.797	46.094
Coté calandre	$T_e$ (° C)	111	120.5	130
	$T_s$ (° C)	54	44	64
	$\dot{m}_c$ (kg/s)	38.98	59.542	80.104

L'équation de régression polynomiale d'ordre général qui définit la relation entre la réponse du modèle (Y) et les paramètres de procédé ( $X_i$ ) est donnée par l'équation suivante :

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=2}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \dots \dots \dots (III. 6)$$

Où Y est la réponse prédite (la résistance d'encrassement  $R_f$ ),  $\beta_0$  est la constante du modèle et  $\beta_i$ ,  $\beta_{ii}$  et  $\beta_{ij}$  sont des coefficients linéaires, quadratiques et d'interaction, respectivement.  $x_i$ , et  $x_j$  sont des variables d'entrée (indépendantes). i et j sont les nombres d'index et  $i < j$  conditions doit être considérée pour le terme d'interaction ( $x_i x_j$ ). Le  $\varepsilon$  représente l'erreur statistique et k le nombre de facteurs. Le modèle a été évalué par la détermination de la valeur F et de la valeur P (probabilité de signification individuelle de la valeur F supérieure à la valeur F critique) obtenue à partir de l'essai de Fischer avec un niveau de confiance de 95 % [63].

### III.3. Résultats et discussions

#### III.3.1. Ajustement du modèle et analyse statistique

Les résultats des Cinquante-quatre expériences effectués selon le plan expérimental Box Behnken sont présentés dans le tableau III.4.

**Tableau III.4.** Les résultats expérimentaux

N°	$t_e$ (°C)	$t_s$ (°C)	$T_e$ (°C)	$T_s$ (°C)	$\dot{m}_t$ (kg/s)	$\dot{m}_c$ (kg/s)	$R_f$ (m <sup>2</sup> °C/W)
1	17	92	120,5	44	34,797	59,542	0,00198306
2	31	92	120,5	44	34,797	59,542	0,00139855
3	17	110	120,5	44	34,797	59,542	0,00123217
4	31	110	120,5	44	34,797	59,542	0,00081085
5	17	92	120,5	64	34,797	59,542	0,00345447
6	31	92	120,5	64	34,797	59,542	0,00285998
7	17	110	120,5	64	34,797	59,542	0,00225985
8	31	110	120,5	64	34,797	59,542	0,00181499
9	24	92	111	54	23,5	59,542	0,00230552
10	24	110	111	54	23,5	59,542	0,0007807
11	24	92	130	54	23,5	59,542	0,00232823
12	24	110	130	54	23,5	59,542	0,00168259
13	24	92	111	54	46,094	59,542	0,0023208
14	24	110	111	54	46,094	59,542	0,00079547
15	24	92	130	54	46,094	59,542	0,00234349
16	24	110	130	54	46,094	59,542	0,00169734
17	24	101	111	44	34,797	38,98	0,00181644
18	24	101	130	44	34,797	38,98	0,00229109
19	24	101	111	64	34,797	38,98	0,00377787
20	24	101	130	64	34,797	38,98	0,00408246
21	24	101	111	44	34,797	80,104	0,00087803
22	24	101	130	44	34,797	80,104	0,00110885
23	24	101	111	64	34,797	80,104	0,00183234
24	24	101	130	64	34,797	80,104	0,00198044
25	17	101	120,5	44	23,5	59,542	0,00162977
26	31	101	120,5	44	23,5	59,542	0,00111722
27	17	101	120,5	64	23,5	59,542	0,00290313
28	31	101	120,5	64	23,5	59,542	0,00237399
29	17	101	120,5	44	46,094	59,542	0,00164498
30	31	101	120,5	44	46,094	59,542	0,00113204

31	17	101	120,5	64	46,094	59,542	0,00291833
32	31	101	120,5	64	46,094	59,542	0,0023888
33	24	92	120,5	54	23,5	38,98	0,00359896
34	24	110	120,5	54	23,5	38,98	0,00225949
35	24	92	120,5	54	46,094	38,98	0,00361421
36	24	110	120,5	54	46,094	38,98	0,00227424
37	24	92	120,5	54	23,5	80,104	0,00173987
38	24	110	120,5	54	23,5	80,104	0,00108862
39	24	92	120,5	54	46,094	80,104	0,00175516
40	24	110	120,5	54	46,094	80,104	0,00110339
41	17	101	111	54	34,797	38,98	0,00302616
42	31	101	111	54	34,797	38,98	0,00227322
43	17	101	130	54	34,797	38,98	0,00346914
44	31	101	130	54	34,797	38,98	0,00272141
45	17	101	111	54	34,797	80,104	0,00146646
46	31	101	111	54	34,797	80,104	0,00110036
47	17	101	130	54	34,797	80,104	0,00168193
48	31	101	130	54	34,797	80,104	0,00131832
49	24	101	120,5	54	34,797	59,542	0,00195911
50	24	101	120,5	54	34,797	59,542	0,00195911
51	24	101	120,5	54	34,797	59,542	0,00195911
52	24	101	120,5	54	34,797	59,542	0,00195911
53	24	101	120,5	54	34,797	59,542	0,00195911
54	24	101	120,5	54	34,797	59,542	0,00195911

Comme le montre le tableau III.5, l'ajustement des données à divers modèles (linéaire, bi factoriel, quadratique et cubique) et leur analyse de la variance (ANOVA) ultérieure ont montré que  $R_f$  est mieux décrit avec un modèle polynomial quadratique.

**Tableau III.5.** Résumé statistique

modèle	La valeur de p	$R^2$	$R^2_{\text{Ajustement}}$	$R^2_{\text{Prédiction}}$
linéaire	<0.0001	0.9273	0.9180	0.9120
bi factoriel	0.0200	0.9655	0.9429	0.8862

quadratique	<0.0001	0.9970	0.9939	0.9844
cubique	<0.0001	1.0000	1.0000	0.9985

Sur la base de la conception expérimentale donnée dans le tableau III.4, le plan de Box Behnken a proposé l'équation (III.7) pour décrire l'effet des facteurs étudiés sur la résistance d'encrassement. Le modèle mathématique développé contient une valeur constante, six facteurs linéaires et six facteurs quadratiques, et quinze termes d'interaction.

$$R_f = 0,002 - 0,265 \times 10^{-3} X_1 - 0,496 \times 10^{-3} X_2 + 0,180 \times 10^{-3} X_3 + 0,650 \times 10^{-3} X_4 + 0,751 \times 10^{-6} X_5 - 0,756 \times 10^{-3} X_6 + 0,391 \times 10^{-4} X_1 X_2 + 0,969 \times 10^{-6} X_1 X_3 - 0,416 \times 10^{-5} X_1 X_4 - 0,990 \times 10^{-7} X_1 X_5 + 0,9637 \times 10^{-3} X_1 X_6 + 0,219 \times 10^{-3} X_2 X_3 - 0,113 \times 10^{-3} X_2 X_4 - 0,128 \times 10^{-6} X_2 X_5 + 0,172 \times 10^{-3} X_2 X_6 - 0,320 \times 10^{-4} X_3 X_4 - 0,262 \times 10^{-8} X_3 X_5 - 0,0536 \times 10^{-3} X_3 X_6 - 0,274 \times 10^{-8} X_4 X_5 - 0,240 \times 10^{-3} X_4 X_6 + 0,792 \times 10^{-8} X_5 X_6 - 0,899 \times 10^{-5} (X_1)^2 - 0,532 (X_2)^2 - 0,108 \times 10^{-3} (X_3)^2 + 0,798 \times 10^{-4} (X_4)^2 - 0,164 \times 10^{-4} (X_5)^2 + 0,289 \times 10^{-3} (X_6)^2 \dots \dots \dots (III.7)$$

L'analyse de la variance (ANOVA) a été appliquée pour évaluer statistiquement la suffisance des modèles mathématiques ainsi que la signification de chaque terme dans ces modèles. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau III.6. La significativité des modèles est évaluée par les valeurs du test de Fischer (valeur F) et la valeur P (probabilité de signification individuelle de la valeur F supérieure au F critique) obtenues à partir du test de Fischer.

**Tableau III.6.** Les résultats d'analyse de variance pour la résistance d'encrassement

Source	Degré de liberté	Somme des carrés	Carrés moyens	F-valeur	p-valeur	
<b>Modèle</b>	27	16,26	0,6023	319,96	<0,0001	<b>significatif</b>
X <sub>1</sub>	1	0,7950	0,7950	422,37	<0,0001	
X <sub>2</sub>	1	2,79	2,79	1479,88	<0,0001	
X <sub>3</sub>	1	0,37	0,37	196,59	<0,0001	
X <sub>4</sub>	1	4,79	4,79	2546,57	<0,0001	
X <sub>5</sub>	1	0,0014	0,0014	0,7183	<0,4044	
X <sub>6</sub>	1	6,38	6,38	3387,57	<0,0001	
X <sub>1</sub> X <sub>2</sub>	1	0,0058	0,0058	3,07	0,0917	
X <sub>1</sub> X <sub>3</sub>	1	3,538*10 <sup>-6</sup>	3,538*10 <sup>-6</sup>	0,0019	0,9658	



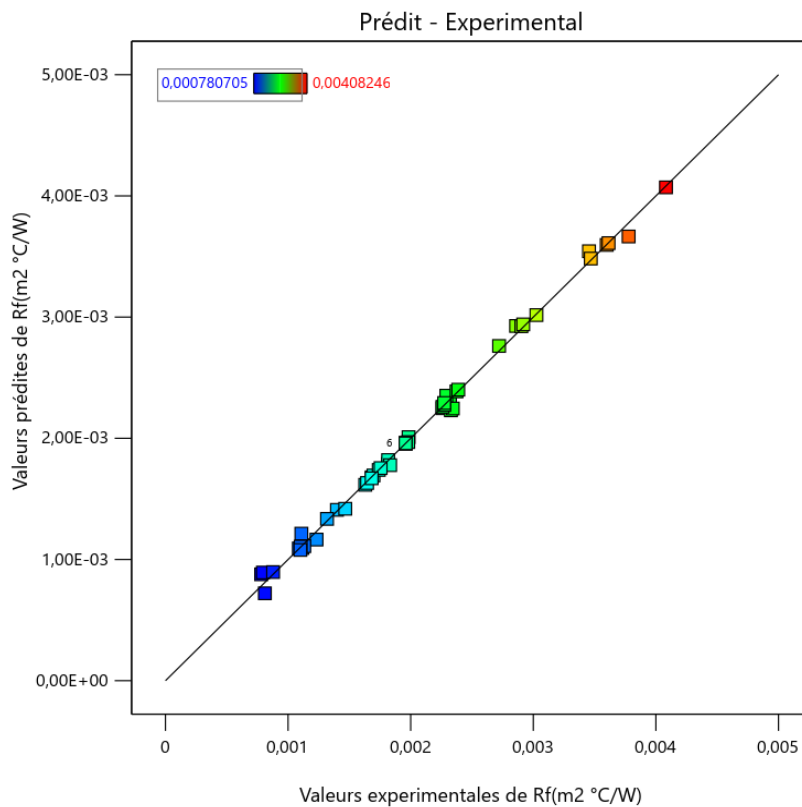
$X_1X_4$	1	0,0001	0,0001	0,0689	0,7937	
$X_1X_5$	1	$7,845 \cdot 10^{-8}$	$7,845 \cdot 10^{-8}$	0,0001	0,9949	
$X_1X_6$	1	0,0351	0,0351	18,64	0,0002	
$X_2X_3$	1	0,1825	0,1825	96,96	<0,0001	
$X_2X_4$	1	0,0479	0,0479	25,46	<0,0001	
$X_2X_5$	1	$2,603 \cdot 10^{-7}$	$2,603 \cdot 10^{-7}$	0,0001	0,9907	
$X_2X_6$	1	0,1118	0,1118	59,41	<0,0001	
$X_3X_4$	1	0,0038	0,0038	2,01	0,1685	
$X_3X_5$	1	$5,498 \cdot 10^{-11}$	$5,498 \cdot 10^{-11}$	$2,921 \cdot 10^{-8}$	0,9999	
$X_3X_6$	1	0,0218	0,0218	11,59	0,0022	
$X_4X_5$	1	$6,018 \cdot 10^{-11}$	$6,018 \cdot 10^{-11}$	$3,197 \cdot 10^{-8}$	0,9999	
$X_4X_6$	1	0,2193	0,2193	116,53	<0,0001	
$X_5X_6$	1	$5,013 \cdot 10^{-10}$	$5,013 \cdot 10^{-10}$	$2,663 \cdot 10^{-7}$	0,9996	
$X_1^2$	1	0,0004	0,0004	0,2088	0,6515	
$X_2^2$	1	0,0138	0,0138	7,31	0,0120	
$X_3^2$	1	0,0564	0,0564	29,95	<0,0001	
$X_4^2$	1	0,0309	0,0309	16,44	0,0004	
$X_5^2$	1	0,0015	0,0015	0,7913	0,3819	
$X_6^2$	1	0,4008	0,4008	212,94	<0,0001	
Résidus	26	0,0489	0,0019			

Selon l'analyse ANOVA, la valeur F associées au modèle développé (équation III.7) est supérieures à la valeur F critique (1,92) à un niveau de signification de 95 % avec un degré de liberté égale à 27. La grande valeur F a approuvé la suffisance de modèle. De plus, la valeur P liée au modèle est inférieure à 0,05. Cela signifie que le modèle est statistiquement significatif à un niveau de confiance de 95 %. La valeur  $R^2$  prévue a été obtenue à 0,9844, ce qui correspond raisonnablement à la valeur  $R^2$  ajustée (0,9939), ce qui signifie que la différence était inférieure à 0,1, comme le montre le tableau III.5.

Selon l'analyse ANOVA présentée dans le tableau III.6, il a été constaté que les valeurs P de  $t_e$ ,  $t_s$ ,  $T_e$ ,  $T_s$ ,  $\dot{m}_c$ ,  $t_e \times \dot{m}_c$ ,  $t_s \times T_e$ ,  $t_s \times T_s$ ,  $t_s \times \dot{m}_c$ ,  $T_e \times \dot{m}_c$ ,  $T_s \times \dot{m}_c$ ,  $t_s^2$ ,  $T_e^2$ ,  $T_s^2$ ,  $\dot{m}_c^2$  obtenus à partir de la détermination de la résistance d'encrassement sont inférieurs à 0,050. Cela indique que ces termes sont des termes de modèle significatifs pour la résistance d'encrassement. Après

évaluation statistique du modèle mathématique obtenu pour la  $R_f$ , les termes non significatifs ont été éliminés du modèle et la versions finale est présentée sous forme d'équations (III.8) :

$$R_f = 0,002 - 0,265 \times 10^{-3} X_1 - 0,496 \times 10^{-3} X_2 + 0,180 \times 10^{-3} X_3 + 0,650 \times 10^{-3} X_4 - 0,756 \times 10^{-3} X_6 + 0,9637 \times 10^{-3} X_1 X_6 + 0,219 \times 10^{-3} X_2 X_3 - 0,113 \times 10^{-3} X_2 X_4 + 0,172 \times 10^{-3} X_2 X_6 - 0,0536 \times 10^{-3} X_3 X_6 - 0,240 \times 10^{-3} X_4 X_6 + 0,792 \times 10^{-8} X_5 X_6 - 0,532 (X_2)^2 - 0,108 \times 10^{-3} (X_3)^2 + 0,798 \times 10^{-4} (X_4)^2 + 0,289 \times 10^{-3} (X_6)^2 \dots\dots\dots(III.8)$$



**Figure III. 2.** Valeurs observées par rapport aux valeurs prévues pour la résistance d'encrassement  $R_f$

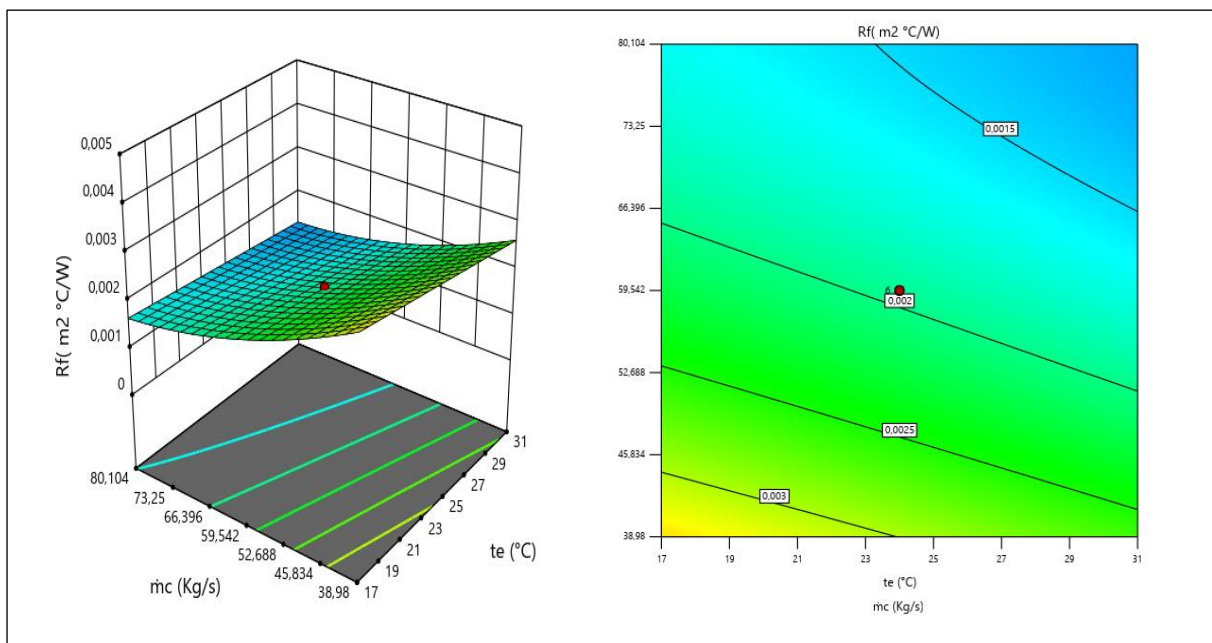
L'écart entre les résultats expérimentaux et les valeurs prédites par le RSM pour la résistance à l'encrassement ( $R_f$ ) est indiqué à la figure III.2. Les points de couleur font référence aux valeurs élevées et faibles de résistance à l'encrassement. Le graph montre que la concentration des points expérimentaux est approximativement le long de la ligne de 45°, ce qui révèle la signification du modèle de régression. Cette observation indique que le plan de Box Behnken est bien inséré dans le modèle, il peut donc être appliqué pour effectuer le fonctionnement d'optimisation du processus.

### III.3.2.L'effet interactif des paramètres sur la résistance d'encrassement $R_f$

L'effet interactif des paramètres sur la résistance d'encrassement est également représenté aux figures III.3, 4, 5, 6,7 et 8 respectivement. Dans les sections suivantes, une comparaison entre deux paramètres d'entrée sera discutée lorsque les autres paramètres sont à un niveau constant.

#### III.3.2.1.Effet de la température d'entrée de pétrole brut et du débit massique de RT sur la résistance d'encrassement ( $R_f$ )

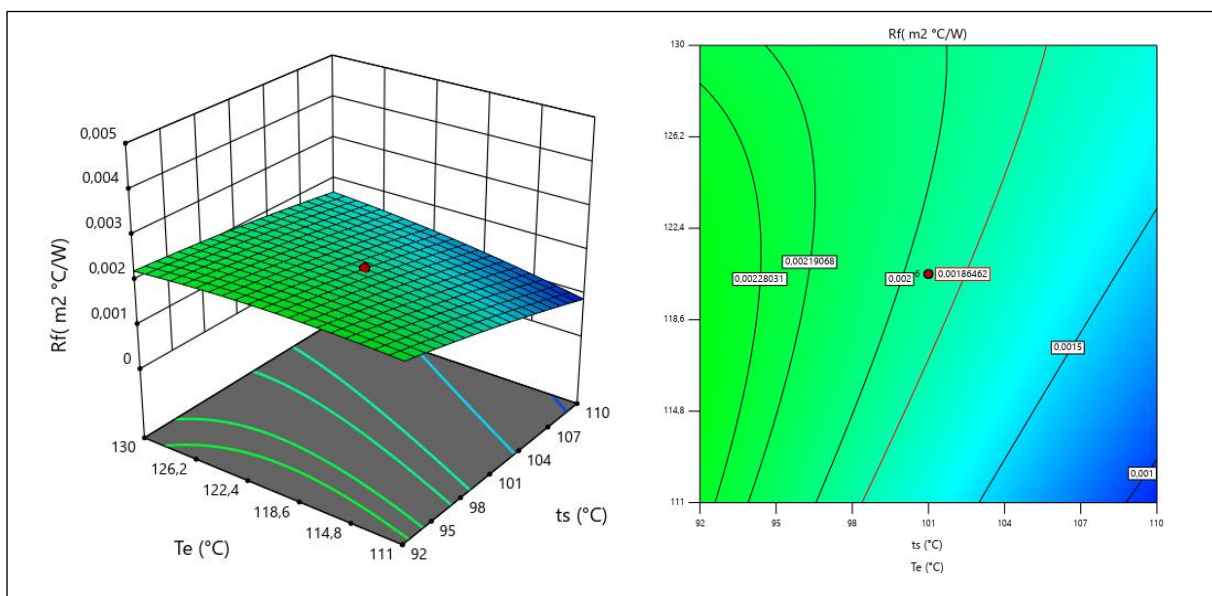
La figure III.3 montre les écarts sur la résistance d'encrassement dans l'échangeur de chaleur à différents niveaux de température d'entrée du brut et de débit massique de reflux de tête. La température de sortie des brut, les températures d'entrée et de sortie de reflux de tête et le débit massique de brut sont fixés à 110°C, 120.5°C, 54°C et 34.797 Kg/s respectivement. La surface de réponse et leur contour montrent que la résistance d'encrassement est inversement proportionnel à  $t_e$  et  $\dot{m}_c$ . Avec la diminution de la température de brut et le débit de reflux de tête, la résistance d'encrassement augmente non linéairement jusqu'à une valeur de 0,0016  $m^2 \text{ } ^\circ\text{C/W}$  puis linéairement jusqu'à une valeur 0.003  $m^2 \text{ } ^\circ\text{C/W}$ .



**Figure III. 3.** Surface de réponse et leur contour d'effet de la température d'entrée de brut et du débit massique de RT sur  $R_f$

### III.3.2.2. Effet de la température d'entrée de RT et la température de sortie de pétrole brut sur $R_f$

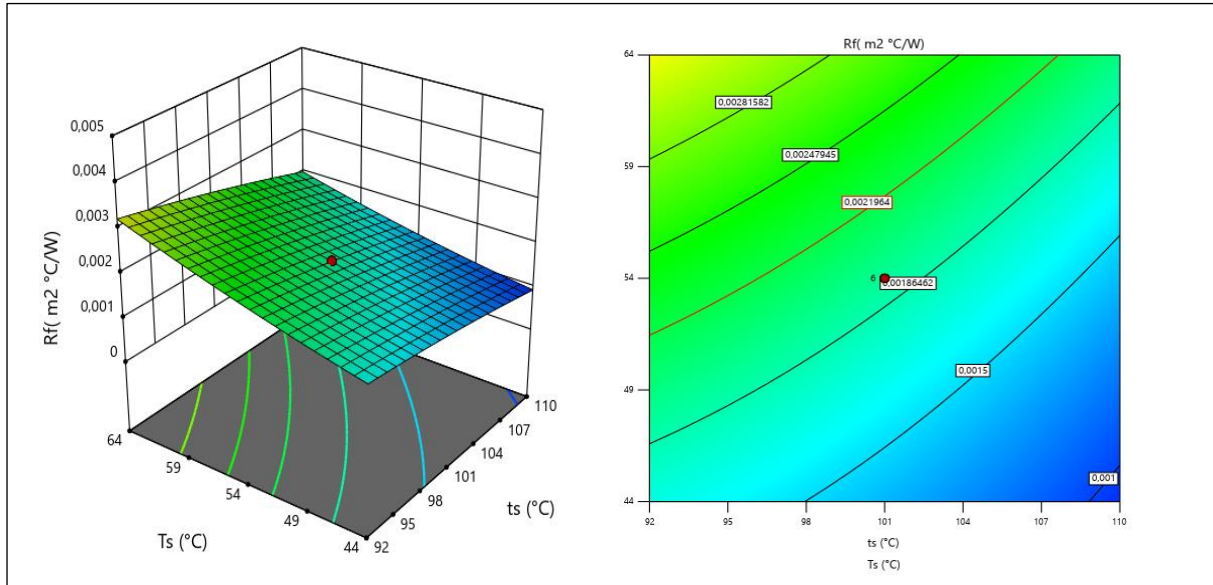
Les influences interactives de la température d'entrée de reflux de tête et de la température de sortie de brut sur la résistance à l'encrassement sont présentées dans la figure III.4. On constate que la résistance à l'encrassement augmente proportionnellement à la température d'entrée de reflux de tête et inverse proportionnellement à la température de sortie du brut. Lorsque la température de sortie de brut entre 101 °C et 104°C, la résistance d'encrassement augmente linéairement et lentement. Au-dessous de  $t_s$  égale à 101 °C, elle augmente non linéairement et rapidement.



**Figure III. 4.** Surface de réponse et leur contour Effet de la température d'entrée de RT et la température de brut sur  $R_f$

### III.3.2.3. Effet des températures de sortie de pétrole brut et de reflux de tête sur $R_f$

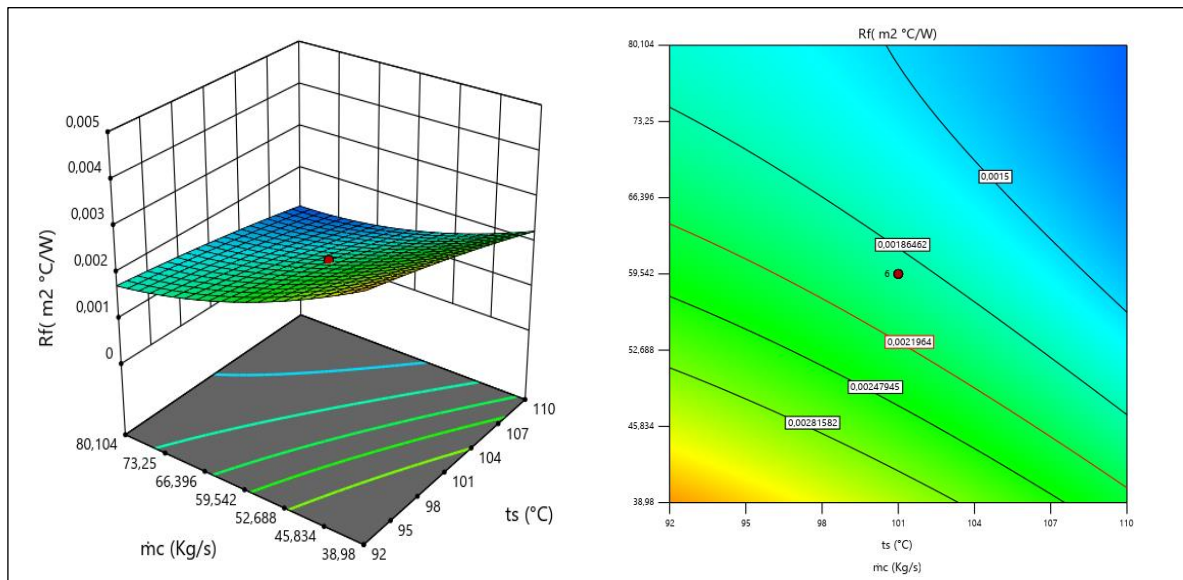
Pour des valeurs moyennes des températures d'entrées et des débits massiques des deux fluide, la résistance à l'encrassement diminue avec la variation croissante de la température de sortie de brut qui est confondue avec les résultats précédents. En outre, la résistance à l'encrassement augmente avec l'augmentation de la température de sortie de reflux de tête (figure III.5).



**Figure III. 5.** Surface de réponse et leur contour d'effet des températures de sortie de brut et de reflux de tête sur  $R_f$

**III.3.2.4.Effet de température de sortie et le débit massique de reflux de tête sur  $R_f$**

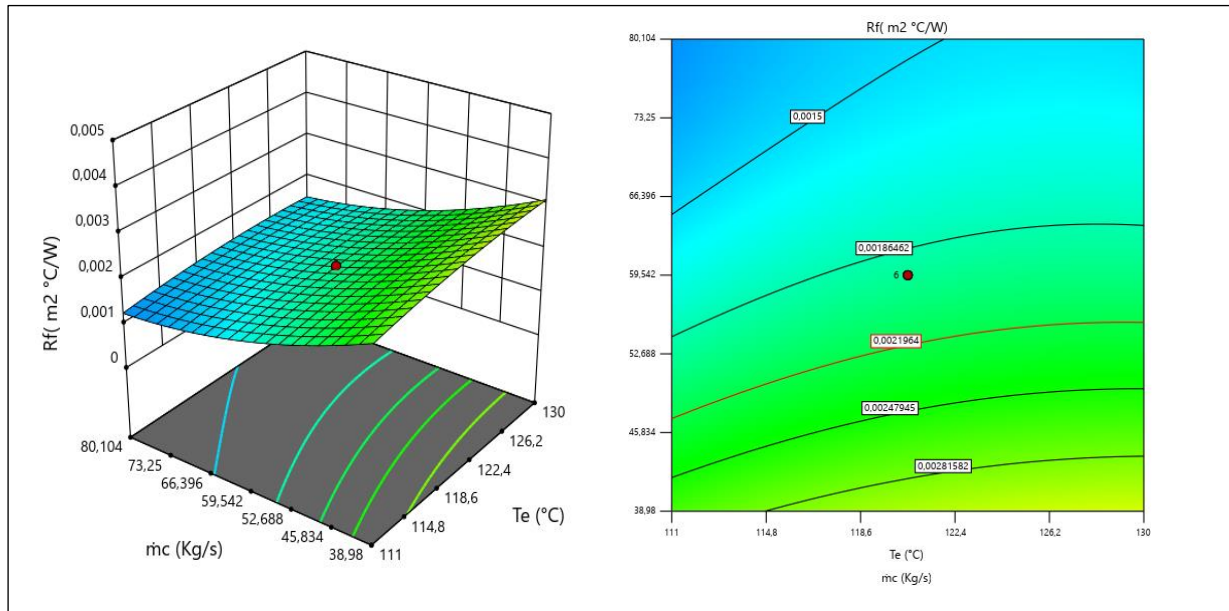
La figure III.6 montre les variations de la résistance d'encrassement à différentes températures de sortie de brut avec différents débit massique de reflux de tête. À des niveaux constantes des paramètres d'entrées ( $t_e$ ,  $T_e$ ,  $T_s$ ,  $\dot{m}_t$ ), un débit massique plus élevé et une température d'entrée de brut plus élevé entraînent une résistance d'encrassement faible.



**Figure III. 6.** Surface de réponse et leur contour d'effet de température de sortie et de débit de reflux de tête sur  $R_f$

### III.3.2.5. Effet de la température d'entrée et le débit massique de reflux de tête sur $R_f$

Comme le montre la figure III.7, à mesure que le débit de reflux de tête diminue, la résistance à l'encrassement augmente et affiche des variations non linéaires lorsque  $\dot{m}_c$  entre 38.98 kg/s et 54.542 kg/s, et des variations linéaire au dessus de 54.542 kg/s. Par contre, pour des faibles valeurs des températures d'entrées de brut, la résistance d'encrassement augmente.

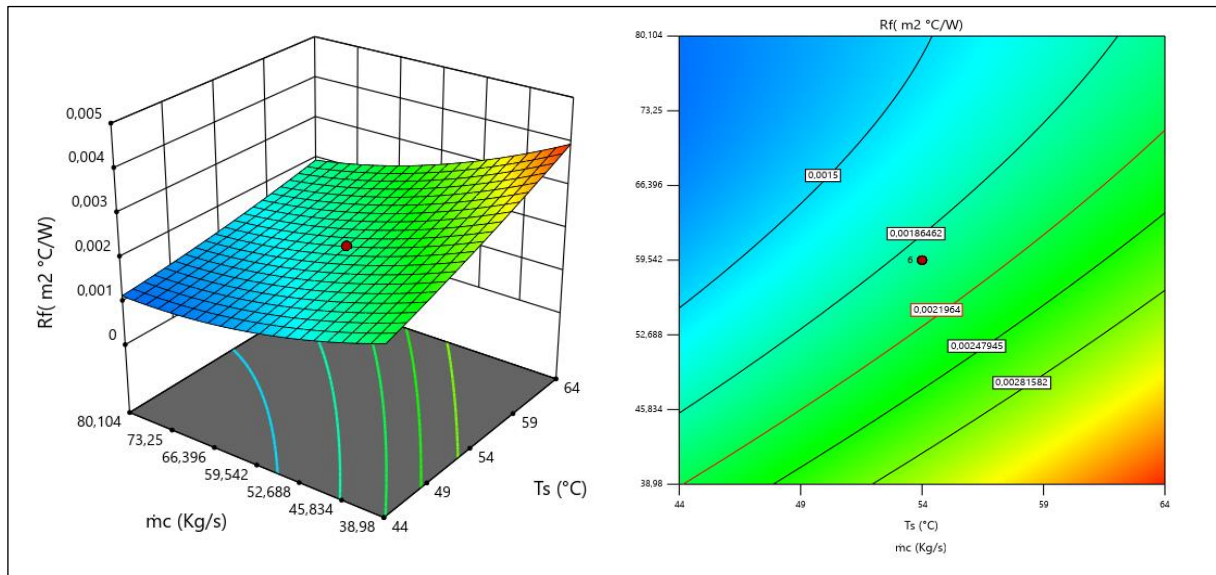


**Figure III. 7.** Surface de réponse et leur contour d'effet de la température d'entrée et de débit massique de reflux de tête sur  $R_f$

### III.3.2.6. Effet de la température de sortie et le débit massique de reflux de tête sur $R_f$

Comme le montre la figure III.8, une petite variation de la température de sortie de reflux de tête peut augmenter la résistance à l'encrassement. C'est parce que la résistance à l'encrassement est proportionnelle à la température de sortie de RT. L'augmentation du débit massique de reflux de tête provoque la perturbation et la diminution du phénomène d'encrassement dans l'échangeur de chaleur. La résistance à l'encrassement atteint une valeur maximale de  $0,004 \text{ m}^2\text{°C/W}$  lorsque la température et le débit de reflux de tête sont égaux à  $64^\circ\text{C}$  et  $38.98 \text{ Kg/s}$ , respectivement.



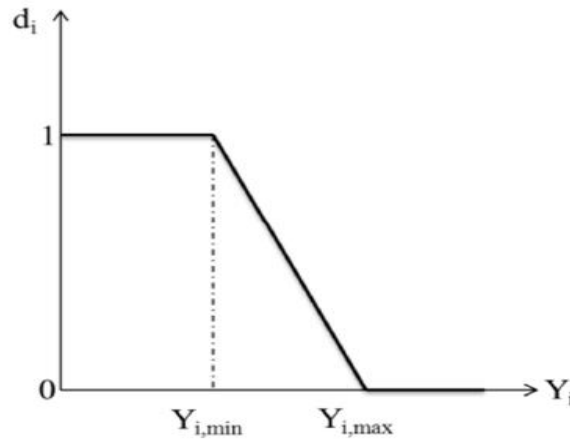


**Figure III. 8.** Surface de réponse et leur contour d'effet de la température d'entrée et le débit massique de reflux de tête sur  $R_f$

#### III.4. Optimisation par la fonction de désirabilité

Pour prédire la performance d'échangeur de chaleur optimal, les niveaux optimaux des variables d'entrée doivent être déterminés par la technique d'optimisation multi-objective (réponse) qui est basé l'utilisation de la fonction de désirabilité. En fait, l'utilisation intensive de cette méthode est due à sa simplicité, sa flexibilité dans la pondération et sa disponibilité dans les logiciels statistiques. La désirabilité permet d'évaluer l'équivalent en pourcentage de satisfaction par rapport aux objectifs fixés à partir des réponses calculées par le modèle statistique. Dans cette approche, les valeurs existantes de toutes les réponses sont transformées en une valeur sans échelle comprise entre 0 et 1 ; appelées DF individuelles, qui sont structurées par rapport à la valeur maximale ou minimale ou moyenne de la cible définie correspondant à une réponse de sortie [103].

Lorsque l'on cherche à minimiser une réponse, la fonction de désirabilité peut être tracée comme le montre la figure III.9.



**Figure III. 9.** La fonction de désirabilité d'une réponse à minimiser

Dans ce cas, la fonction de désirabilité est nulle quand la réponse dépasse la valeur limite ( $Y_{i,max}$ ), elle vaut 1 lorsque la réponse est inférieure ou égale à la valeur cible ( $Y_{i,min}$ ). L'équation permettant de calculer les valeurs de désirabilités individuelles peut être ainsi présentée [104]:

$$d = \left\{ \begin{array}{l} 1 \quad \leftrightarrow Y_i \leq Y_{i,min} \\ \left[ \frac{Y_i - Y_{i,max}}{Y_{i,min} - Y_{i,max}} \right]^{r_i} \quad \leftrightarrow Y_{i,min} \leq Y_i \leq Y_{i,max} \\ 0 \quad \leftrightarrow Y_i \geq Y_{i,max} \end{array} \right\} \dots \dots \dots (III. 9)$$

avec :  $Y_{i,min}$ , la valeur cible en dessous de laquelle la réponse  $Y_i$  est très satisfaisante ( $d_i = 1$ ),  
 $Y_{i,max}$  : la valeur au-dessus de laquelle la réponse  $Y_i$  ne convient pas ( $d_i = 0$ ).

Dans cette étude, l'objectif du processus d'optimisation est la minimisation de la résistance d'encrassement à  $0.000780705 \text{ m}^2 \text{ }^\circ\text{C/W}$  et la maximisation de l'efficacité de l'échangeur de chaleur sans limitation des autres paramètres. A l'aide de logiciel Design Expert, dix résultats sont obtenus et présentés dans le tableau III.7. Afin de choisir les paramètres de fonctionnement optimaux, on détermine la valeur de l'efficacité maximale par équation suivante :

$$\varepsilon = \frac{q}{q_{max}} \dots \dots \dots (III. 10)$$

Avec:  $q = \dot{m}_c C_{p,c} (T_e - T_s) = \dot{m}_t c_{p,t} (t_s - t_e) \dots \dots \dots (III. 10)$

Et  $q_{max} = C_{p,min} (T_e - t_e) \dots \dots \dots (III. 11)$



**Tableau III. 7.** Les résultats d'optimisation

Nombre	$t_e$ (°C)	$t_s$ (°C)	$T_e$ (°C)	$T_s$ (°C)	$\dot{m}_t$ (kg/s)	$\dot{m}_c$ (kg/s)	$R_f$ (m <sup>2</sup> °C/W)	$\varepsilon$
1	30,709	109,208	121,814	44,734	44,585	67,378	0,000779	0,84605675
2	30,98	99,957	112,17	44,011	44,775	75,582	0,000776	0,83949994
3	30,995	106,809	119,067	44,038	42,724	77,665	0,000777	0,85190526
4	30,65	103,187	114,931	44,294	24,83	64,539	0,000777	0,83811298
5	18,853	109,928	111,042	44,114	36,992	51,415	0,000775	0,72598683
6	20,973	109,908	117,23	44,411	27,01	75,657	0,000776	0,75650602
7	25,963	109,814	111,675	44,668	23,623	44,468	0,000779	0,78176918
8	30,945	109,822	121,472	45,027	46,019	77,405	0,000779	0,8444442
9	24,861	109,864	115,877	50,142	23,513	79,216	0,000776	0,72223565
10	30,013	109,981	120,604	45,361	24,486	79,503	0,000780	0,8305792

D'après le tableau III.7, on remarque que la valeur minimale de la résistance d'encrassement et la valeur maximale d'efficacité pour la performance optimale du l'échangeur de chaleur sont 0,000777 m<sup>2</sup>°C/w et 85.19%, respectivement avec une désirabilité de 1. Cela indique que le processus de transfert de chaleur dans l'échangeur de chaleur E101 est bien optimisé, puisque la valeur de D se trouve à la condition optimale.

Ces performances optimales prédites sont évaluées pour La température d'entrée de brut est de 30.995 °C, la température de sortie de brut est égale à 106.809 °C, la température d'entrée de reflux de tête est de 119.067 °C, la température d'entrée de reflux de tête est à 44.038 °C, le débit massique de brut est de 42,724 Kg/s et le débit massique de reflux de tête est égal à 77.665 Kg/s qui sont les paramètres d'entrées optimaux prédits de cette étude.

### III.5. Conclusion

Dans cette étude, la performance d'un échangeur de chaleur a été analysé à l'aide de la conception d'expériences développées à partir de la conception Box-Behnken basée sur la méthode de surface de réponse qui sont essentielles pour étudier l'influence des paramètres de fonctionnement sur le phénomène d'encrassement. Les expériences ont été faites avec les niveaux sélectionnés les effets des températures d'entrées et sortie de brut, les températures d'entrées et de sortie de reflué de tête et le débit massique des deux fluides pour trouver les paramètres optimaux vers la meilleure efficacité de l'échangeur tube-calandre. D'après les résultats, il est évident que la résistance d'encrassement a augmenté avec une augmentation de la température d'entrée et de sortie de reflué de tête. En même temps, une diminution de la

température d'entrée et de sortie de brut et le débit massique de reflux de tête augmentent la résistance d'encrassement.

L'optimisation multi-objective réalisée dans ce travail est basée sur l'approche de la fonction de désirabilité. Cette optimisation est basée sur les critères de la minimisation de la résistance d'encrassement et la maximisation de l'efficacité de l'échangeur de chaleur.

Pour les conditions de fonctionnements optimaux obtenus, l'efficacité de l'échangeur de chaleur atteindra une valeur de 85% avec une résistance d'encrassement égale à  $0.000777 \text{ m}^2 \text{ }^\circ\text{C/W}$ .



***Chapitre IV***  
***Analyse et***  
***modélisation de la***  
***résistance***  
***d'encrassement***  
***par les techniques***  
***d'apprentissage***  
***supervisé***



### IV.1. Introduction

Ces dernières années, l'approche de l'intelligence artificielle (IA) a attiré l'attention grâce à ses résultats prometteurs dans la modélisation des systèmes complexes, notamment dans la conception et le contrôle, et dans la simulation des performances.

Fournir des résultats précis et robustes pour prédire la résistance à l'encrassement dans les échangeurs de chaleur est l'une des limites de ces dernières années lors de l'utilisation de méthodes traditionnelles, où les résultats sont loin de la réalité pratique. Par conséquent, le consensus croissant des chercheurs a émergé concernant le besoin de modèles avancés d'intelligence artificielle (IA) parce qu'ils possèdent d'excellentes capacités, telles que le traitement des modèles non linéaires. Ces techniques sont devenues la méthode d'analyse comparative la plus prometteuse. Cette étude met en évidence l'importance des modèles avancés d'intelligence artificielle dans la prédiction de la résistance à l'encrassement dans les échangeurs de chaleur tubulaires.

Dans le domaine de la recherche sur les échangeurs de chaleur, il existe une lacune notable en matière de recherche concernant l'exploration complète de trois techniques d'intelligence artificielle distinctes, à savoir les réseaux neuronaux de type perceptron multicouche (RNA-MLP), un modèle autorégressif non linéaire avec des entrées exogènes (NARX), et la machine vecteur de support (SVM), pour prédire la résistance à l'encrassement. Leur application aux échangeurs de chaleur tubulaires est restée largement inexplorée. Ce chapitre s'efforce de combler cette lacune en proposant une étude complète sur la prédiction de la résistance à l'encrassement par une comparaison approfondie des méthodes RNA-PMC, NARX et SVM. En outre, nous visons à présenter les résultats de nos recherches d'une manière qui facilite leur mise en œuvre pratique dans le monde réel, en s'appuyant sur des données expérimentales de la raffinerie d'Alger. En remédiant à ce manque de recherche, notre travail vise à contribuer de manière significative à la résolution d'un défi industriel de longue date dans les échangeurs de chaleur, en particulier dans le domaine des configurations de tube et calandre. Les résultats de ce chapitre ont été publiés dans le journal « Research on Engineering Structures and Materials (RESM) » [105]

## IV.2. Méthodologie d'étude

### IV.2.1. Base de données

L'objectif de cette étape est de rassembler un nombre de données suffisant pour construire une base représentative de données, qui servira à l'apprentissage et au test des modèles d'intelligence artificiel. Cette base de données constitue l'entrée des réseaux et par conséquent c'est elle, qui détermine à la fois la taille du réseau (et donc le temps de simulation), et les performances du système (capacité de généralisation).

Dans ce travail, les données utilisées sont les mêmes qui mentionnées dans chapitre 3 et elle inclue 290 essais. Tableau IV.1 présent des renseignements détaillés sur les variables utilisées à des fins de formation et d'essai. Les données choisies en entrée sont les températures d'entrée et de sortie de pétrole brut, les températures d'entrée et de sortie de reflux de tête ; et les débits massique de brut et de reflux de tête. Enfin, bien sûr, il convient de rajouter la résistance d'encrassement comme variable de sortie car à partir de cette seule variable mesurée qu'on veut déterminer la performance de l'échangeur de chaleur.

**Tableau IV.1.** Analyse statistique des variables d'entrée et de sortie pour la prédiction de la résistance d'encrassement

Coté	Variabes	Unité	Min	Moy	Max	DS
Tube	Température d'entrée de brut ( $t_e$ )	°C	17	24	31	4.169
	Température sortie de brut ( $t_s$ )	°C	92	101	110	2.367
	Débit massique de brut ( $\dot{m}_t$ )	kg/s	23.50	34.80	46.10	6.009
Calandre	Température d'entrée de reflux de tête ( $T_e$ )	°C	111	120.5	130	3.253
	Température de sortie de reflux de tête ( $T_s$ )	°C	44	54	64	4.528
	Débit massique de reflux de tête ( $\dot{m}_c$ )	kg/s	38.98	59.54	80.104	6.560
	Résistance d'encrassement ( $R_f$ )	m <sup>2</sup> °C/W	0.00017	0.00093	0.0017	0.003

### IV.2.2. Séparation des bases de données

Après avoir créé la base de données, il est nécessaire de passer à la phase de regroupement des données en trois groupes. Un groupe est construit pour effectuer l'apprentissage, un autre pour la validation, qui permet de contrôler le processus d'apprentissage, et un troisième pour tester le réseau créé et évaluer sa performance. En général, il n'y a pas de règle qui détermine la séparation quantitative de la base de données. Cependant, entre 80 et 85 % de la base de

données est réservée à la phase d'apprentissage, tandis que les données restantes (15 à 20 %) sont enregistrées pour la validation et les tests.

### IV.2.3. Prétraitement des données

De manière générale, avant d'être utilisées pour l'apprentissage d'un réseau de neurones, les bases de données subissent un prétraitement qui consiste à effectuer une normalisation appropriée en tenant compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau. Et ceci afin de garantir l'homogénéisation des valeurs réparties sur l'ensemble du réseau. En appliquant l'équation de normalisation suivante, les entrées et les sorties sont linéairement normalisées entre 0 et 1, par rapport à leur valeur minimale ou maximale :

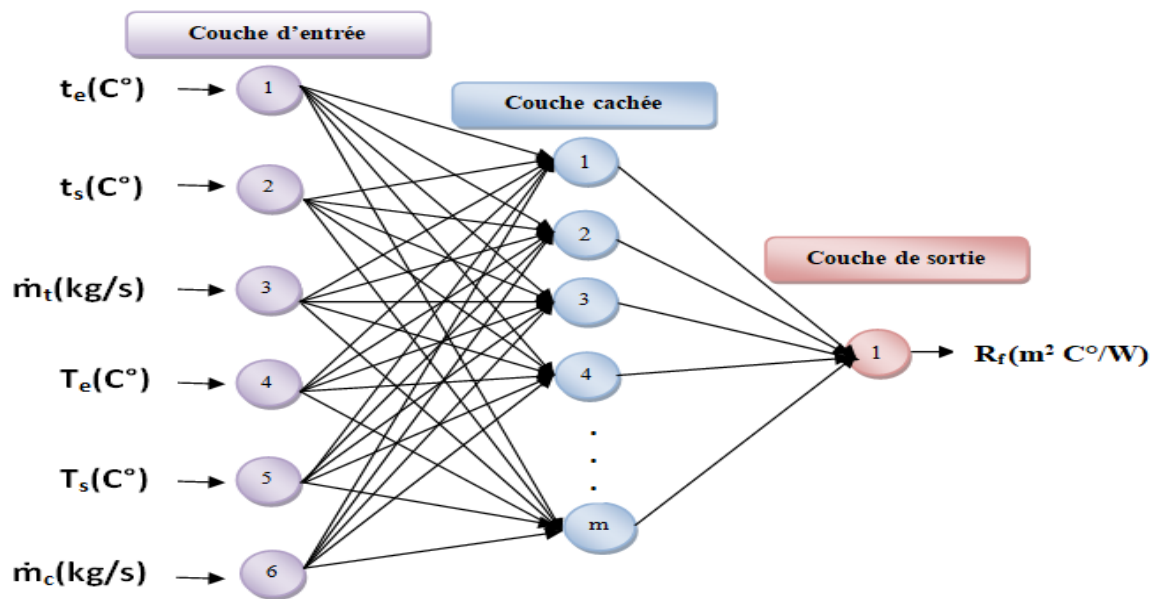
$$valeur\ normalisée = \frac{valeur\_non\ normalisée - valeur\_min}{valeur\_max - valeur\_min} \dots \dots \dots (IV. 1)$$

Avec: *valeur\_min* et *valeur\_max*: les valeurs minimales et maximales respectivement de la variable à normaliser. Cette normalisation garantit qu'une entrée ne devient pas plus importante que les autres en raison de valeurs réduites. La fonction MATLAB « *prestd* » effectue la normalisation selon l'équation IV.1, tandis que la fonction « *poststd* » effectue la dé-normalisation.

### IV.2.4. Evaluation suivie dans le développement du modèle

#### IV.2.4.1. Le modèle de réseau de neurone de type de Perceptron à Multicouches

Le modèle de RNA-PMC est utilisé pour modéliser la résistance d'encrassement. Ce réseau est constitué d'une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie (figure IV.1).



**Figure IV.1.** Topologie du réseau neuronal à réaction multicouche

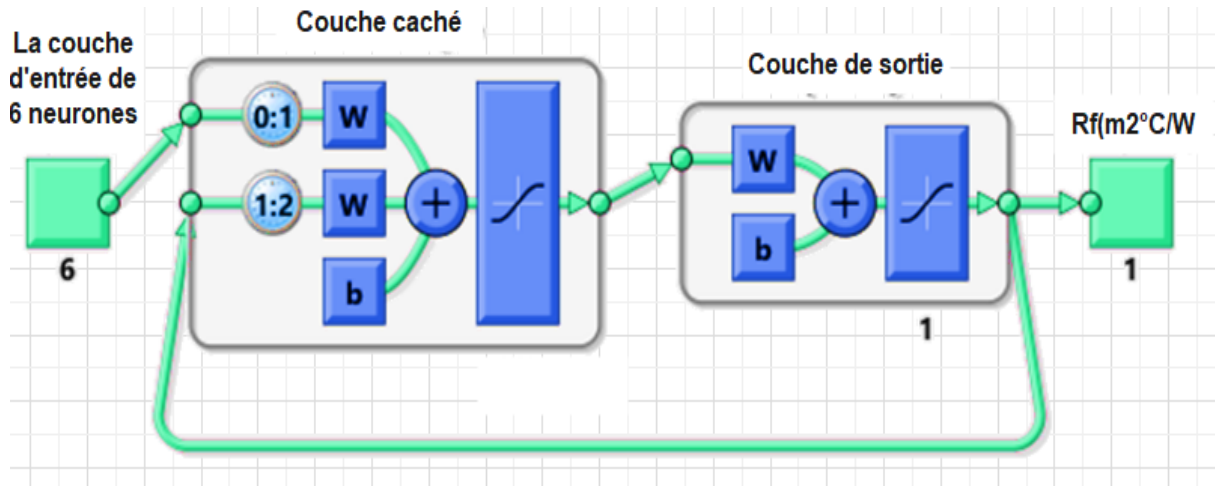
Le nombre de neurones dans la couche cachée varie de 1 à 25. Le réseau de neurones commence avec des poids initiaux aléatoires, les résultats de réseau diffèrent légèrement chaque fois qu'il fonctionne. Les fonctions tangentes hyperboliques ( $\tanh$ ), log sigmoïde ( $\text{logsig}$ ) et exponentielle ont été utilisés pour la couche cachée. Les fonctions de purification linéaire ( $\text{purelin}$ ), hyperbolique tangente ( $\tanh$ ), sigmoïde logarithmique ( $\text{logsig}$ ) et sinusoïdale ont été utilisées pour la couche de sortie. Le réseau a été formé en utilisant l'algorithme de propagation quasi-newton (BFGS : Broyden-Fletcher- Goldfarb-Shanno). Dans cette étude, nous avons testé toutes ces étapes à l'aide du logiciel STATISTICA pour obtenir le réseau neuronal optimal.

#### IV.2.4.2. Le modèle autorégressif non linéaire avec des entrées exogènes (NARX)

Le modèle NARX se compose de trois couches, comme indiqué dans la figure IV.2. La couche d'entrée se compose de six paramètres (mentionnés précédemment), une couche cachée non linéaire qui contient les neurones cachés et sa fonction d'activation de type tangente hyperbolique,  $\tanh$ . En revanche, la troisième couche représente la sortie non linéaire qui estime la résistance à l'encrassement. La fonction d'activation dans la couche de sortie est la tangente hyperbolique,  $\tanh$ . Le vecteur du délai d'entrée est  $[0 \ 1]$ , tandis que le vecteur du délai de sortie est  $[1 \ 2]$ .

La fonction d'activation tangente hyperbolique est utilisée car elle donne des performances élevées pour le réseau neuronal et l'estimation est plus correcte[106, 107]. Il est également

utilisé après avoir fait de nombreux essais avec d'autres fonctions d'activation telles que la fonction sigmoïde.



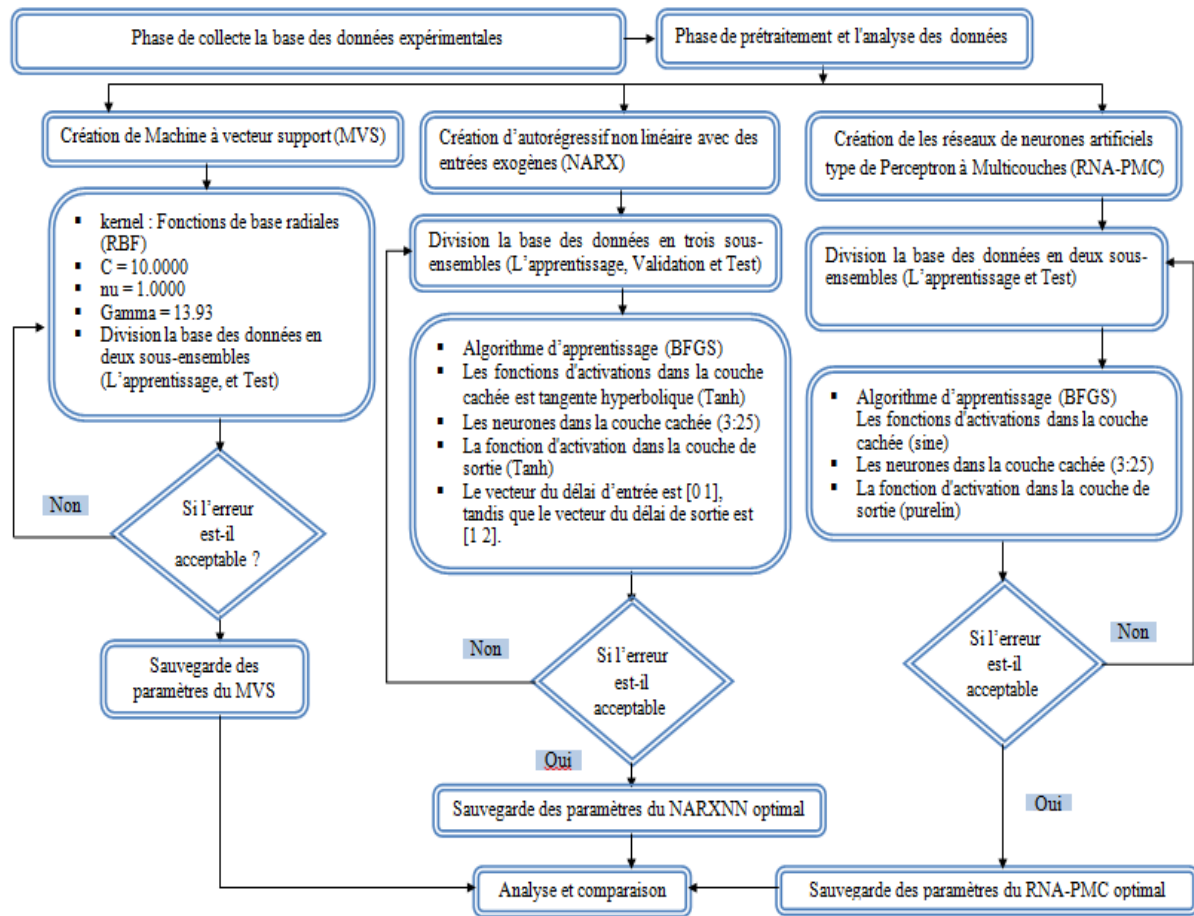
**Figure IV.2.** L'architecture réseau NARX conçue et proposée

#### IV.2.4.3. Les machines à vecteur support (SVM)

La technique SVM est un ensemble de stratégies d'apprentissage supervisé conçues pour aborder les problèmes de discrimination et de régression. La sélection des fonctionnalités du noyau appropriées est essentielle au succès du modèle SVM. Le logiciel STATISTICA fournit un large éventail de fonctions du kernel pour les modèles MVS. La peine pour les paramètres fonction de base radiales (RBF) gaussienne a été fixée à  $\nu = 1,0000$ ,  $C = 10,0000$  et  $\text{Gamma} = 13,93$ . Ce processus a permis de déterminer les valeurs optimales pour les paramètres cibles du modèle MVS.

Le processus utilisé pour évaluer et améliorer la structure des modèles (RNA-MLP), NARX et SVM est présenté en détail dans la figure IV.3.





**Figure IV.3.** Diagramme de la méthodologie pour calculer les trois modèles (RNA-MLP), (NARX) et (SVM).

Afin d'évaluer les résultats obtenus, nous avons calculé les différents paramètres statistiques (nMAE, nRMSE, SEP et R) de chaque méthode dans le but de déterminer la plus performante.

#### IV.2.5. Analyse de sensibilité par la méthode du « poids »

Une analyse de sensibilité utilisant l'approche "Poids" a été utilisée pour examiner l'impact des variables d'entrée (température d'entrée, température de sortie, débit massique du côté du tube et du côté de la coque) sur la sortie (résistance à l'encrassement).

La "méthode du poids" dans l'analyse de sensibilité a d'abord été utilisée au début des années 1990 par Garson [108], puis développée par Goh [109] pour être largement utilisée. Il est généralement utilisé dans les expériences pour donner la signification relative (RI) de l'entrée à la sortie d'un réseau de neurones (RN). Cela dépend de la division des poids de la connexion en poids de la connexion cachée en entrée et des poids de la connexion cachée en

sortie. Le processus de calcul, composé de quatre étapes, est schématisé sur l'organigramme ci-dessous :

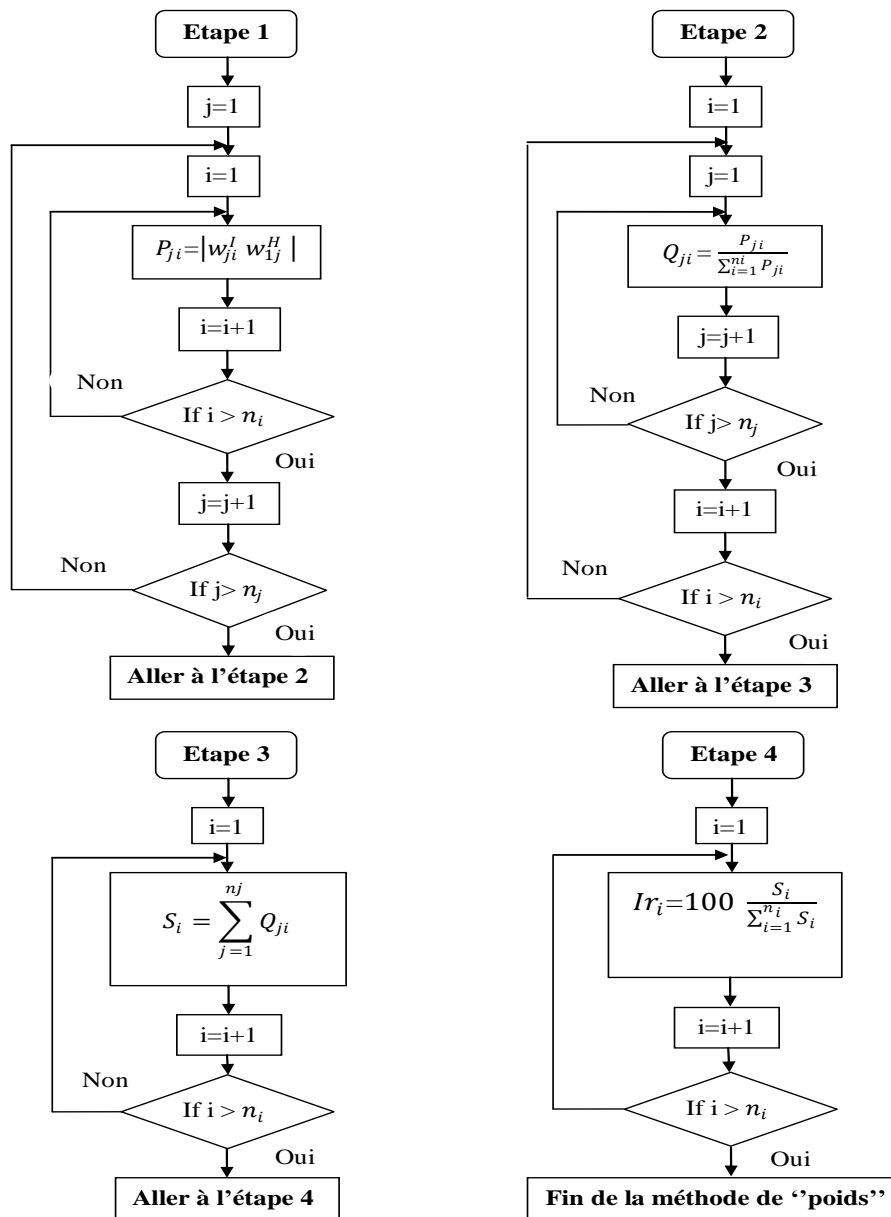


Figure IV.4. Diagramme alternatif de la méthode de poids [110]

### IV.3. Résultats et discussion

#### IV.3.1. Impact de la division de la base de données

La base de données entière a été divisée en trois sections pour évaluer la performance des trois modèles : RNA-MLP, SVM et NARX. La section 1 comptait 174 points de l'apprentissage (60 %) et 116 pour les tests (40 %); la section 2 comptait 203 points pour l'apprentissage (70 %) et 87 pour les tests (40 %); et la section 3 comptait 232 points pour

l'apprentissage (80 %) et 58 pour les tests (20 %). Le tableau IV.2 présente le coefficient de corrélation (R) et l'erreur quadratique moyenne normalisée (nRMSE) pour prédire la résistance à l'encrassement compte tenu de la division de l'impact de la base de données.

**Tableau IV.2.** Impact de la partition de la base de données

Partitions	Base de données	%	nRMSE	R
1	La phase d'apprentissage: 174 points	60%	1.5970	0.99872
	La phase de test: 116 points	40%	1.3991	0.99904
2	La phase d'apprentissage: 203 points	70%	1.3884	0.99901
	La phase de test: 87 points	30%	1.3630	0.99916
3	La phase d'apprentissage: 232 points	80%	0.9694	0.99951
	La phase de test: 58 points	20%	1.0031	0.99961

Les résultats montrent que la troisième section est la meilleure division, donnant de meilleurs résultats que les autres divisions pour les phases de test et d'entraînement. Les trois modèles (SVM, RNA-MLP et NARX) ont été utilisés pour prédire la résistance de l'encrassement et comparés entre eux.

#### IV.3.2. Le Modèle RNA-MLP

L'architecture RAN-MLP pour prédire la résistance à l'encrassement a été optimisée en utilisant le logiciel STATISTICA. Le tableau est présenté toutes les essais pour obtenir l'architecture de réseau optimale.

**Tableau IV.3.**Évaluation des performances des modèle RNA-MLP avec différentes architectures et différentes fonction d'activation

N°	Nombre de neurone : Entrée- caché-sortie	R d'apprentissage	R <sub>Test</sub>	R <sub>Tot</sub>	La fonction d'activation (neurone caches)	La fonction d'activation (neurone sortie)
1	MLP 6-10-1	0.998715	0.998624	0.999269	Logsig	Exponentielle
2	MLP 6-19-1	0.998447	0.998791	0.999251	Tanh	Exponentielle
3	MLP 6-7-1	0.998749	0.998042	0.999284	Tanh	Exponentielle
4	MLP 6-7-1	0.999271	0.998600	0.999452	Tanh	sinusoïdale
5	MLP 6-10-1	0.998702	0.998859	0.999296	Logsig	Exponentielle
6	MLP 6-10-1	0.998807	0.998287	0.999253	Tanh	Exponentielle
7	MLP 6-17-1	0.998653	0.997941	0.999349	Tanh	Exponentielle
<b>8</b>	<b>MLP6-20-1</b>	<b>0.99961</b>	<b>0.99951</b>	<b>0.99954</b>	<b>Exponentielle</b>	<b>sinusoïdale</b>

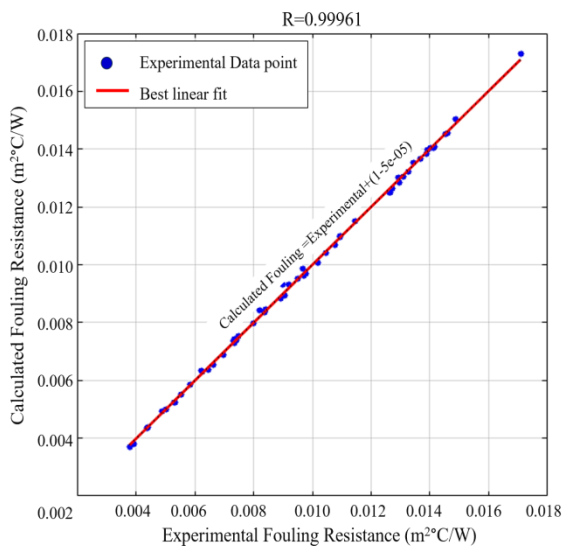
9	MLP 6-17-1	0.999078	0.998475	0.999502	Logsig	Logsig
10	MLP 6-13-1	0.997835	0.997689	0.999246	Exponentielle	Exponentielle
11	MLP 6-6-1	0.999051	0.998207	0.999274	Exponentielle	Exponentielle
12	MLP 6-3-1	0.998948	0.998733	0.999273	Exponentielle	Exponentielle
13	MLP 6-12-1	0.999138	0.998056	0.999536	Logsig	Logsig
14	MLP 6-17-1	0.998414	0.998812	0.999248	Tanh	Exponentielle
15	MLP 6-6-1	0.998800	0.998720	0.999270	Logsig	Exponentielle
16	MLP 6-11-1	0.999301	0.997846	0.999279	Exponentielle	sinusoïdale
17	MLP 6-16-1	0.999239	0.998187	0.999337	Exponentielle	sinusoïdale
18	MLP 6-7-1	0.998461	0.999063	0.999343	Logsig	Exponentielle
19	MLP 6-5-1	0.998985	0.997770	0.999350	Exponentielle	sinusoïdale
20	MLP 6-23-1	0.999300	0.998545	0.999453	Exponentielle	Exponentielle
21	MLP 6-13-1	0.998962	0.998382	0.999282	Logsig	Exponentielle
22	MLP 6-14-1	0.998621	0.998057	0.999253	Exponentielle	Exponentielle
23	MLP 6-11-1	0.998898	0.998441	0.999272	Logsig	Exponentielle
24	MLP 6-18-1	0.999274	0.998220	0.999283	Exponentielle	sinusoïdale
25	MLP 6-8-1	0.998901	0.998459	0.999474	Exponentielle	Exponentielle
26	MLP 6-24-1	0.999267	0.998623	0.999272	Logsig	sinusoïdale
27	MLP 6-18-1	0.999162	0.998738	0.999394	Tanh	Tanh
28	MLP 6-14-1	0.998922	0.998501	0.999274	Tanh	Exponentielle
29	MLP 6-21-1	0.999039	0.998777	0.999358	Tanh	Tanh
30	MLP 6-8-1	0.999327	0.998151	0.999259	Exponentielle	sinusoïdale
31	MLP 6-3-1	0.999186	0.998794	0.999366	Tanh	Tanh

A cette étude, les fonctions exponentielle et sinusoïdale sont les meilleures fonctions de transfert pour les couches cachées et de sortie respectivement. Une couche cachée était suffisante pour prédire la résistance d'encrassement avec une précision suffisante. Le nombre de neurones dans la couche cachée est de 20 neurones. Enfin, l'algorithme de formation BFGS associé à sa technique d'amélioration de la généralisation correspondante était le meilleur algorithme avec une grande vitesse de convergence.

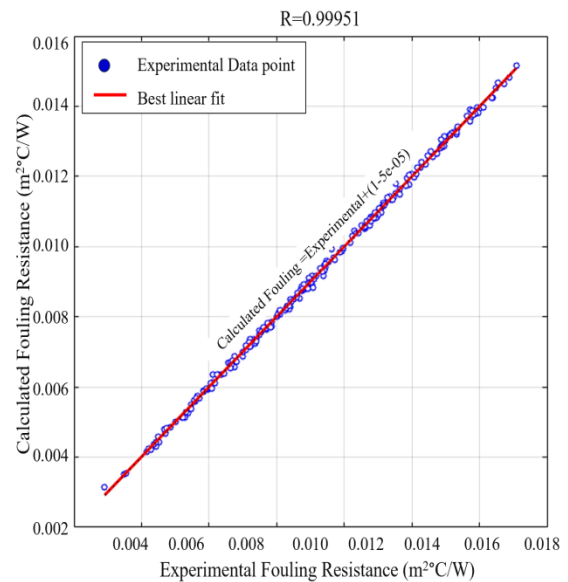
**Tableau IV.4.** La structure principale du réseau RNA-MLP développé

Technique d'apprentissage	Couche entrée	Couches cachées		Couche de sortie	
BFGS quasi-Newton (trainbfg)	Neurones	Neurones	Fonction d'activation	Neurons	Fonction d'activation
	06	20	Exponentielle	1	Sinusoïdale

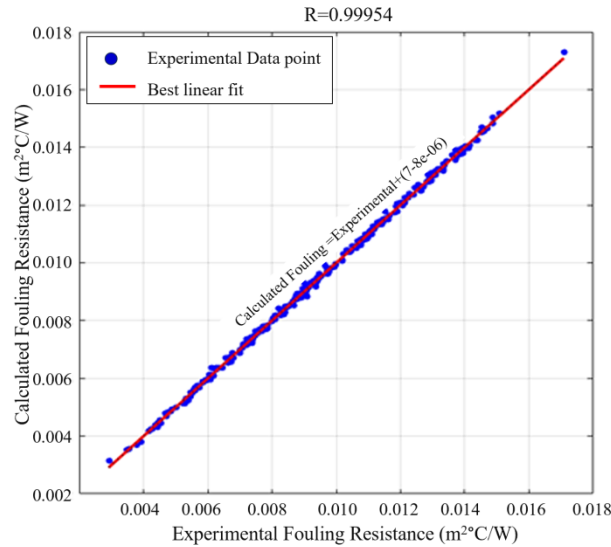
La Figure IV.5 illustre les courbes de régression linéaire de la résistance d'encrassement prédite par le modèle avec la résistance d'encrassement expérimentale qui ont été faites par la fonction *Postreg* de MatLab. Pour l'ensemble d'apprentissage, les valeurs des vecteurs de régression se rapprochent des valeurs idéales ( $[\alpha(\text{pente}), \beta(\text{interception}), R(\text{coefficients de corrélation})] = [0,9985, 1,50750, 0,99951]$ ). Pour l'ensemble de test, on a eu les valeurs suivantes :  $[\alpha, \beta, R] = [1,0012, -1,52666, 0,99961]$ . Les coefficients de corrélation sont généralement considérés comme excellents ( $0.90 \leq R \leq 1.00$ ) pour la phase d'apprentissage et la phase de test. Par ailleurs, Le coefficient de corrélation est couramment considéré comme satisfaisant ( $0.50 \leq R < 0.90$ ) pour la phase totale, ce qui montre une bonne robustesse du modèle neuronal établi.



(a)



(b)



(c)

**Figure IV.5.** Comparaison des valeurs expérimentales Vs. valeurs calculées : (a) la phase de d'apprentissage (RNA-MLP), (b) la phase de test (RNA-MLP), (c) la phase totale (RNA-MLP).

### IV.3.3. Le modèle NARX

L'architecture du réseau de neurones NARX pour prédire la résistance à l'encrassement a été optimisée à l'aide du logiciel MATLAB; cette étude utilise l'algorithme d'entraînement de Levenberg-Marquardt (LM). Le processeur i5-8250U Intel(R) Core (TM) à 1,60 GHz est utilisé pour ce réseau. La structure optimale du modèle NARX utilisé pour prédire la résistance à l'encrassement est la structure plus détaillée présentée dans le tableau IV.5.

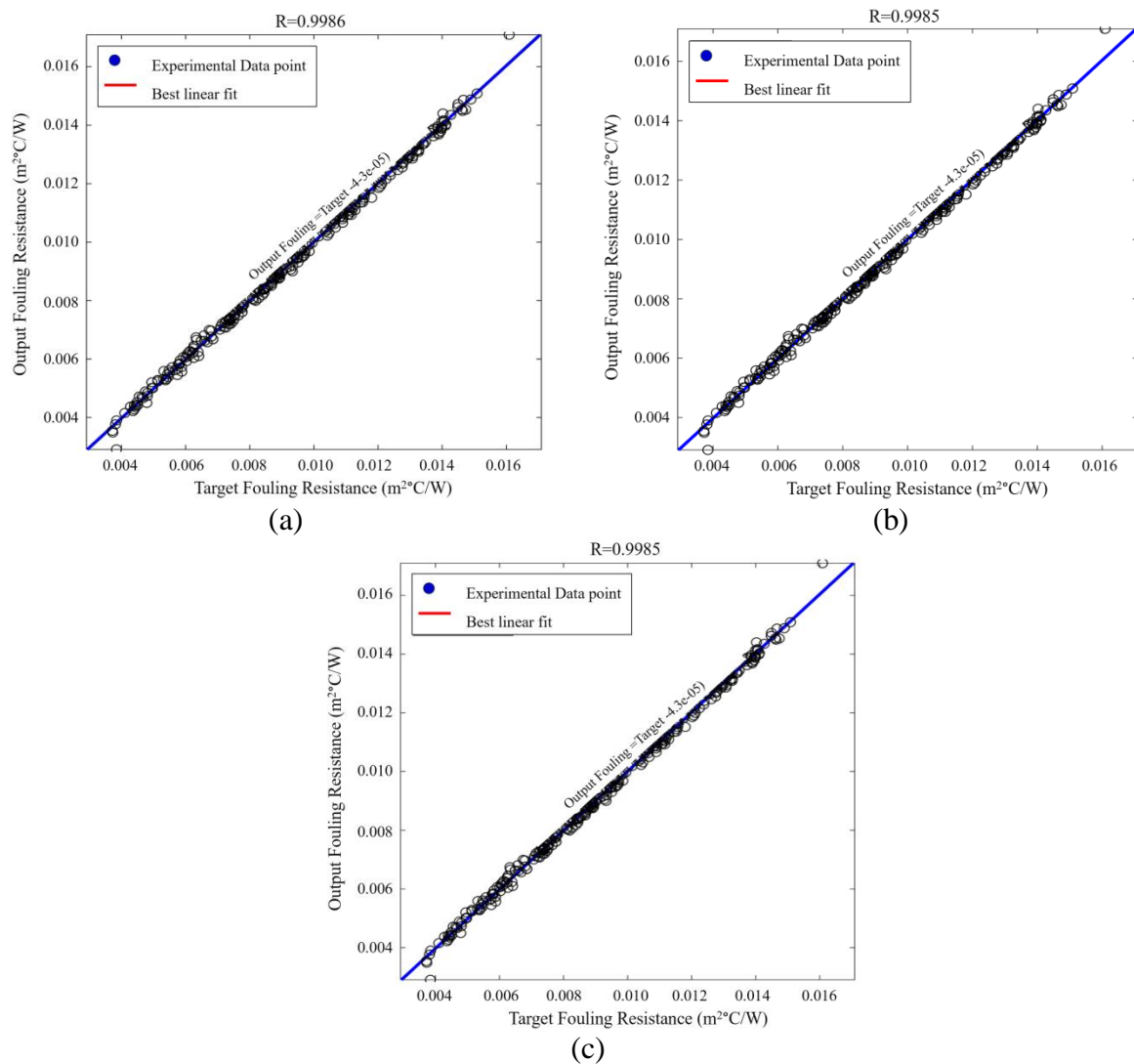
**Tableau IV.5.** La structure principale du réseau RNA-MLP développé

Technique d'apprentissage	Couche entrée	Couche cachée		Couche de sortie	
		Neurones	Fonction d'activation	Neurones	Fonction d'activation
Levenberg-Marquardt (trainlm)	06	25	Hyperbolic Tangent (Tanh)	1	Hyperbolic Tangent (Tanh)

À partir de figure IV.6, on déduit que les paramètres de régression obtenus par le NARX sont favorables à la résistance d'encrassement, et ceci grâce aux résultats très satisfaisants, avec un accord étroit des valeurs vectorielles idéales pour les coefficients de corrélation 'R' ou par rapport à ' $\alpha$ ' et ' $\beta$ ' dans la définition des profils des NARX. Concernant l'analyse des résultats de recherche statistiques, le pourcentage d'erreur moyenne quadratique (nRMSE) et (nMAE)

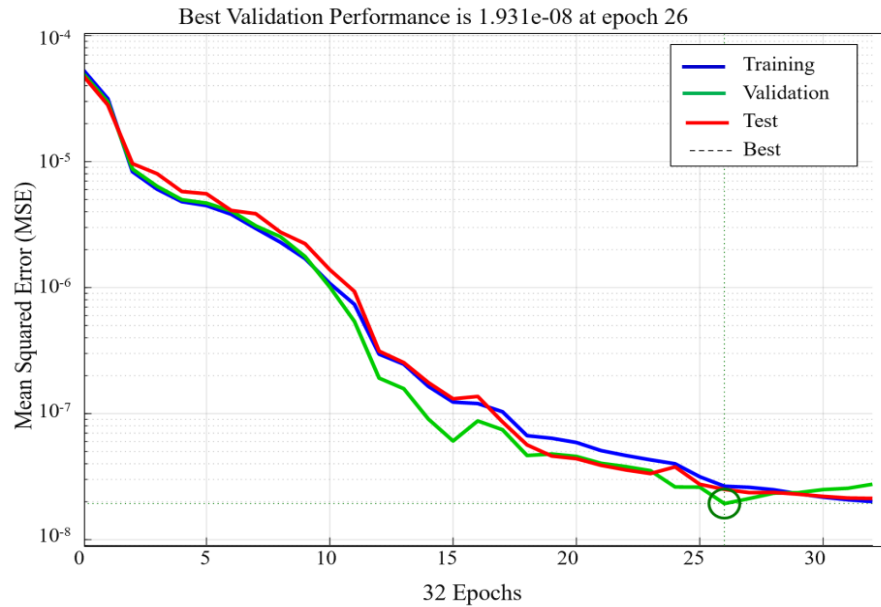
s'est révélé être de 1.27% et 1.42% pour l'ensemble des données du modèle optimal avec une précision supérieure à 99,8%, ce qui prouve que les valeurs estimées sont en bon accord avec les valeurs réelles.

L'accord entre la résistance à l'encrassement expérimentale et calculée dans les échangeurs de chaleur obtenue par le modèle NARX optimal est excellent. La régression obtenue et l'erreur quadratique moyenne (MSE) dans les cas de formation et d'essai sont présentées dans les figures IV.6 et IV.7. La meilleure valeur obtenue est  $1,9318e-08$  à l'époque 26, une valeur minimale et environ zéro.



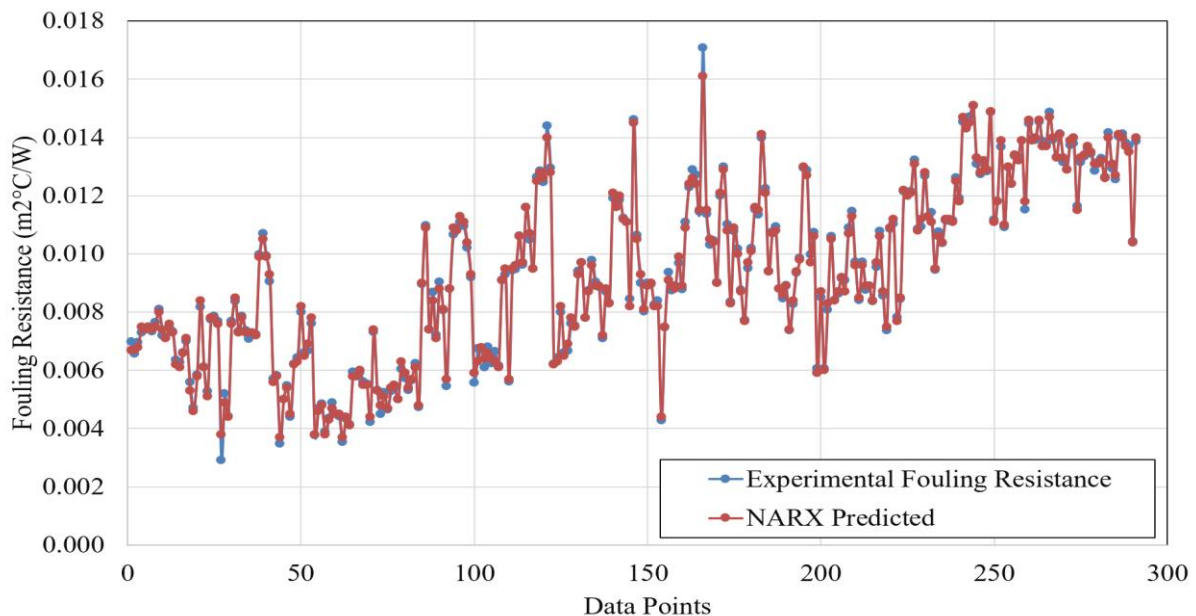
**Figure IV.6.** Comparaison des valeurs expérimentales Vs. valeurs calculées : (a) la phase de d'apprentissage (NARX), (b) la phase de test (NARX), (c) la phase totale (NARX).





**Figure IV.7.** MSE pour la formation, les tests et la validation du modèle NARX

La résistance à l'encrassement expérimentale de ces figures coïncide et converge avec celle estimée par le réseau de neurones NARX, où l'MSE obtenue est minimale et proche de zéro. En d'autres termes, le modèle NARX est une méthode de formation efficace et parfaite. De plus, la résistance à l'encrassement expérimentale et la résistance à l'encrassement calculée ont été comparées, comme le montre la figure IV.8. Les résultats se réfèrent à une convergence parfaite et à une coïncidence, ce qui confirme le fait que le modèle NARX fonctionne parfaitement.



**Figure IV.8.** Comparaison de la résistance à l'encrassement expérimentale et du modèle NARX à l'aide de toutes les données



#### IV.3.4. Le modèle SVM

Le réseau SVM donne une relation de type non linéaire entre les entrées ( $t_e$ ,  $t_s$ ,  $\dot{m}_t$ ,  $T_e$ ,  $T_s$ ,  $\dot{m}_c$ ) et la sortie (résistance à l'encrassement). Pour la prédiction de la résistance à l'encrassement dans l'échangeur de chaleur EA100 par le modèle SVM, la même base de données utilisée dans le modèle RNA-MLP a été sélectionnée.

Tableau IV.6 montre les vecteurs de régression linéaire et les performances pour plusieurs modèles de Machine à vecteur support (SVM) utilisant divers fonction de « kernel », y compris les Fonction « kernel » linéaires, polynomiaux, fonction de base radiales (RBF) et sigmoïdes. Les erreurs de chaque modèle sont évaluées à l'aide de la racine du coefficient de détermination ( $R^2$ ) à différentes phases, y compris la phase de l'apprentissage, la phase de test et la phase totale. Ce tableau indique que les paramètres de la régression les plus favorables sont ceux obtenus par SVM-RBF.

**Tableau IV.6.** Évaluation des performances des modèles MVS avec différents Fonction Kernel.

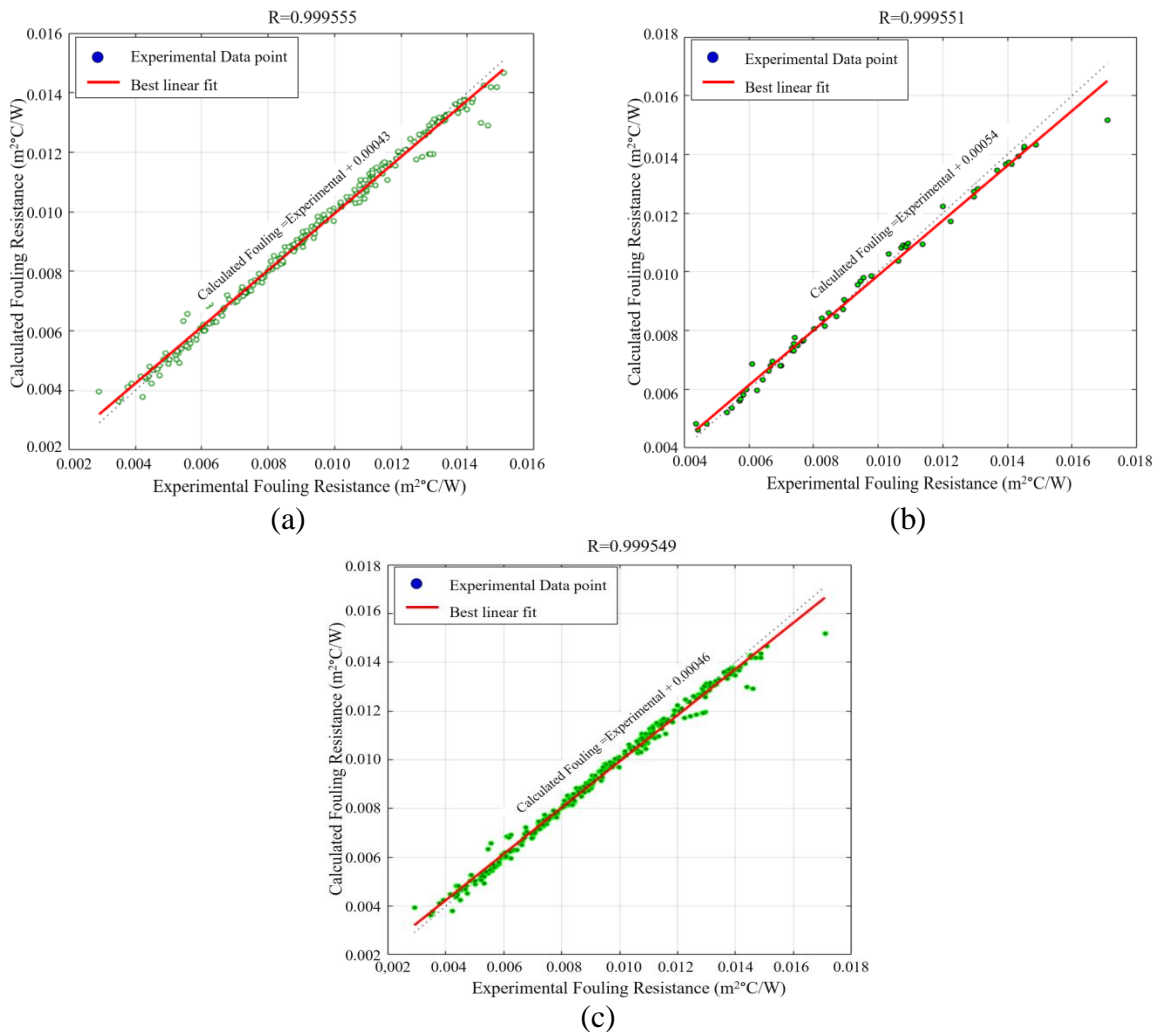
Fonction noyaux	Numéro de SVM	Phase	R
Linéaire	62	Apprentissage	0.97139
		Test	0.97602
		Totale	0.97285
Polynomial	121	l'apprentissage	0.94843
		Test	0.93113
		Totale	0.93405
Fonctions de base radiales (RBF)	120	l'apprentissage	0.99555
		Test	0.99551
		Totale	0.99549
Sigmoid	220	l'apprentissage	0.85371
		Test	0.89462
		Totale	0.86225

Le tableau IV.7 montre l'évaluation du modèle SVM-RBF en termes de nombre de machines à vecteurs de support ( $N^\circ$  SV), nRMSE et R. Le nRMSE du SVM-RBF est de 3,2591 %, 3,8652 % et 3,3871 % respectivement pour la formation, le test et les phases globales. Les coefficients de corrélation du modèle SVM-RBF pour l'entraînement, les tests et les phases globales sont respectivement de 0,99555, 0,99551 et 0,99549. Ces indices de corrélation se rapprochent de l'idéal ( $R = 1$ ). De plus, la fonction RBF-kernel est un meilleur choix pour décrire la prédiction de la résistance à l'encrassement.

**Tableau IV.7.** Évaluation du modèle SVM-RBF

(SVM-RBF) model	N° SV	Phase	nRMSE	R
C (10.00)	120	apprentissage	3.2591	0.99555
nu (0.500)		Test	3.8652	0.99551
Gamma (0.150)		Totale	3.3871	0.99549

La figure. IV.9 indique une convergence élevée de la résistance à l'encrassement prévue aux ensembles expérimentaux où elle est proche du comportement idéal (pente = 1, interception = 0, R = 1). Les résultats des coefficients de corrélation R et nRMSE ont montré que le modèle SVM-RBF fonctionnait quelque peu pendant les phases d'entraînement et de test. En outre, la phase globale montre la puissance prédictive du modèle SVM-RBF, suivant de près la tendance des données expérimentales sur la résistance à l'encrassement, sauf dans quelques cas où les différences entre les valeurs expérimentales et prévues sont notables.



**Figure IV.9.** Comparaison des valeurs expérimentales Vs. valeurs calculées : (a) la phase de d'apprentissage (SVM-RBF), (b) la phase de test (SVM-RBF), (c) la phase totale (SVM-RBF).

Les résultats montrent que les modèles RNA-MLP et NARX ont enregistré les erreurs nMAE, nRMSE et SEP les plus faibles au cours de la phase de test (0,7939, 1,0031 et 1,0027, respectivement). On peut observer clairement dans le tableau IV.6 que les modèles RNA-MLP et NARX surpassent les modèles SVM-RBF pour prédire la résistance à l'encrassement.

**Tableau IV.8.** L'évaluation statistique de la performance des trois modèles

Ereurs	FNN-MLP		NARX		SVM-RBF	
	Apprentissage	Test	Apprentissage	Test	Apprentissage	Test
R	0.99951	0.99961	0.9986	0.9985	0.9956	0.9955
nMAE (%)	0.7706	0.7939	1.2589	1.2723	2.0541	2.4982
nRMSE (%)	0.9694	1.0031	1.3611	1.4231	3.2591	3.8652
SEP (%)	0.9696	1.0027	1.3508	1.4101	3.2497	3.8340

#### IV.3.5. Les résultats d'analyse de sensibilité

La figure IV.10 présente les résultats de la contribution. Les variables les plus cruciales qui peuvent affecter la prédiction de l'encrassement de résistance sont la température de sortie du pétrole brut de 26,56% et la température de sortie du reflux de tête de 15,46%. Les contributions de la température d'entrée du reflux de tête, de la température d'entrée de pétrole brut et du reflux de tête Le flux massique n'est pas significativement différent (presque la même contribution avec RI = 15%), et le flux massique de pétrole brut a moins d'effet avec RI = 13%. Les résultats de l'analyse de sensibilité montrent que tous les paramètres d'entrée ont une importance relative supérieure à > 12%, ce qui explique l'effet des paramètres sélectionnés sur la sortie.

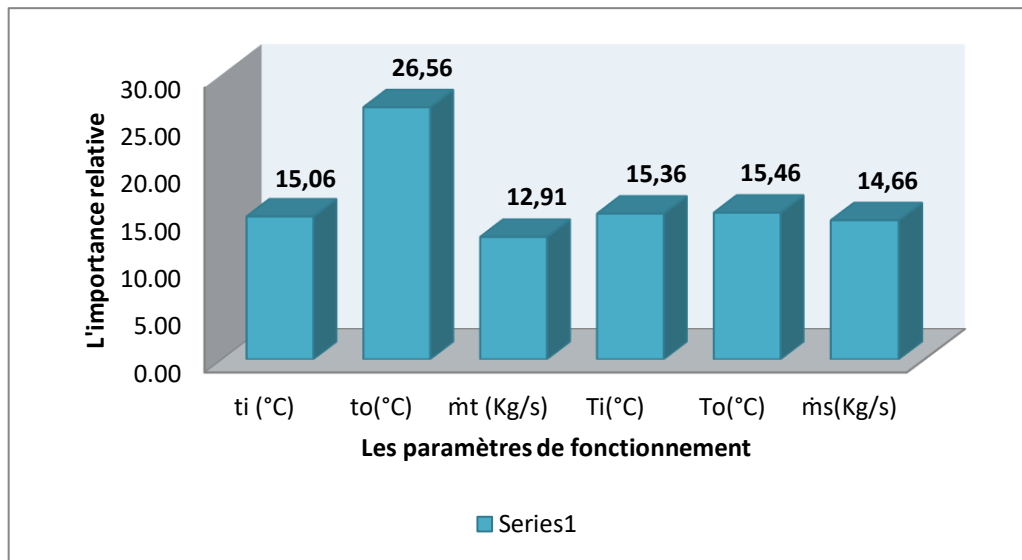


Figure IV.10. Importance relative (%) des variables d'entrée sur la résistance d'encrassement

Tableau IV.9. Poids et biais du RNA-PMC optimal

Connexions Couche d'entrée-Couche cachée						Connexions Couche cachée- Couche de sortie		
Poids						Biais	Poids	Biais
$w_{j1}^I$	$w_{j2}^I$	$w_{j3}^I$	$w_{j4}^I$	$w_{j5}^I$	$w_{j6}^I$	$b_j^H$	$w_{1j}^H$	$w_{1j}^H$
0.17163	-0.70251	0.21823	0.54519	-1.25188	0.29847	-0.21366	-0.07072	0.00560
-0.14687	-2.01368	-0.02674	1.82642	0.16093	-0.85453	-0.03052	0.14217	
-0.57149	2.05727	0.10422	-0.72493	-0.90523	0.49798	-0.11625	-0.14901	
-1.14147	-1.05978	-0.08582	-0.57595	-0.32506	-1.08613	-0.66392	0.26298	
0.35442	0.98322	-1.41198	0.61611	-0.37294	-2.17950	-0.13147	-0.30427	
-0.61253	0.22192	-0.11279	-1.13543	0.37026	-0.15034	-0.64002	-0.32086	
0.63219	-2.13074	0.22381	-0.03150	-1.05718	-0.17649	-0.16063	0.06421	
-0.67212	-0.63936	-0.57935	-0.80583	-0.37706	-2.09046	0.11777	0.05134	
-0.47802	0.81779	0.18545	-0.14090	-0.49883	0.07768	0.07111	-0.20463	
0.21096	0.25497	-0.11059	-1.40446	-0.12212	0.31601	-0.08925	-0.96803	
-0.05547	0.51999	-0.19506	0.14468	0.11663	0.21839	-0.63197	0.18421	
-0.73581	2.50714	-0.37078	-0.85314	-0.49853	0.07678	0.08273	-0.44845	
0.62973	-1.33807	0.32404	-0.08723	0.63163	-0.38141	-0.39533	0.07575	
0.32000	-2.01860	-0.51930	-0.14447	-0.36973	-0.41963	0.02756	0.94064	
-0.53842	1.20648	-0.82846	-0.58004	1.13345	0.43918	-0.20550	0.62847	

-0.42572	-0.94162	0.38052	-0.41187	-1.21799	-0.59907	0.16574	0.45468
0.65498	0.15461	0.59654	0.24816	-0.17256	-0.65745	-0.06897	-0.07016
-0.52022	0.27193	-0.14497	-0.16354	-0.60227	0.24457	-0.15697	0.96799
0.85523	-0.03743	-1.55568	-0.80628	-0.89215	-0.20730	-0.26088	-0.43939
1.48183	-0.48198	-2.55036	0.25021	0.09412	-0.77553	-0.19317	0.13359

### IV.3.6. Comparaison avec d'autres modèles

Les comparaisons avec des études similaires sont cruciales pour la valeur de la recherche scientifique et lui donnent la valeur de l'originalité. Le tableau IV.10 compare une catégorie spécifique d'études précédentes qui sont similaires ou proches dans leurs paramètres d'entrée à l'étude actuelle - toutes les études sélectionnées visant à prédire l'encrassement des échangeurs de chaleur. L'étude comparative indique que RNA-MLP et NARX représentent les modèles les plus précis et les plus fiables en termes de valeurs prédictives. Cette supériorité des modèles RNA-MLP et NARX dans la prédiction de la résistance à l'encrassement des échangeurs de chaleur peut être attribuée aux fondements théoriques de ces deux méthodes. Les deux modèles sont principalement conçus pour traiter des relations non linéaires complexes, en particulier celles dans lesquelles le temps a une influence significative. Les échangeurs de chaleur dépendent d'un mélange complexe d'intrants qui interfèrent les uns avec les autres, surtout après une période d'utilisation. L'encrassement dans l'échangeur de chaleur s'accumule avec une utilisation prolongée, en particulier avec un mauvais entretien, et des hydromels, en particulier sur le côté du tube. Par conséquent, RNA-MLP et NARX peuvent donner de meilleurs résultats avec tous ces paramètres non linéaires.

Les résultats obtenus ont permis de mieux comprendre la prédiction de la résistance à l'encrassement dans la distillation atmosphérique (U100) qui est l'unité de base d'une raffinerie d'Alger et a permis aux travailleurs d'obtenir une meilleure performance pour le traitement de l'eau injectée à l'entrée de l'échangeur de chaleur E101CBA.

**Tableau IV.10.** Comparaison de la résistance à l'encrassement prévue avec les études précédentes

Ref	Variables d'entrées	Variable de sortie	Type de modèle	Erreurs "R, R <sup>2</sup> , RMSE, MAE"
Présent travail	Température d'entrée et de sortie du pétrole brut, débit massique du pétrole brut,	La résistance d'encrassement	RNA-MLP	R=0.99961 nRMSE=1.0031*10 <sup>-2</sup> nMAE= 0.7939*10 <sup>-2</sup>

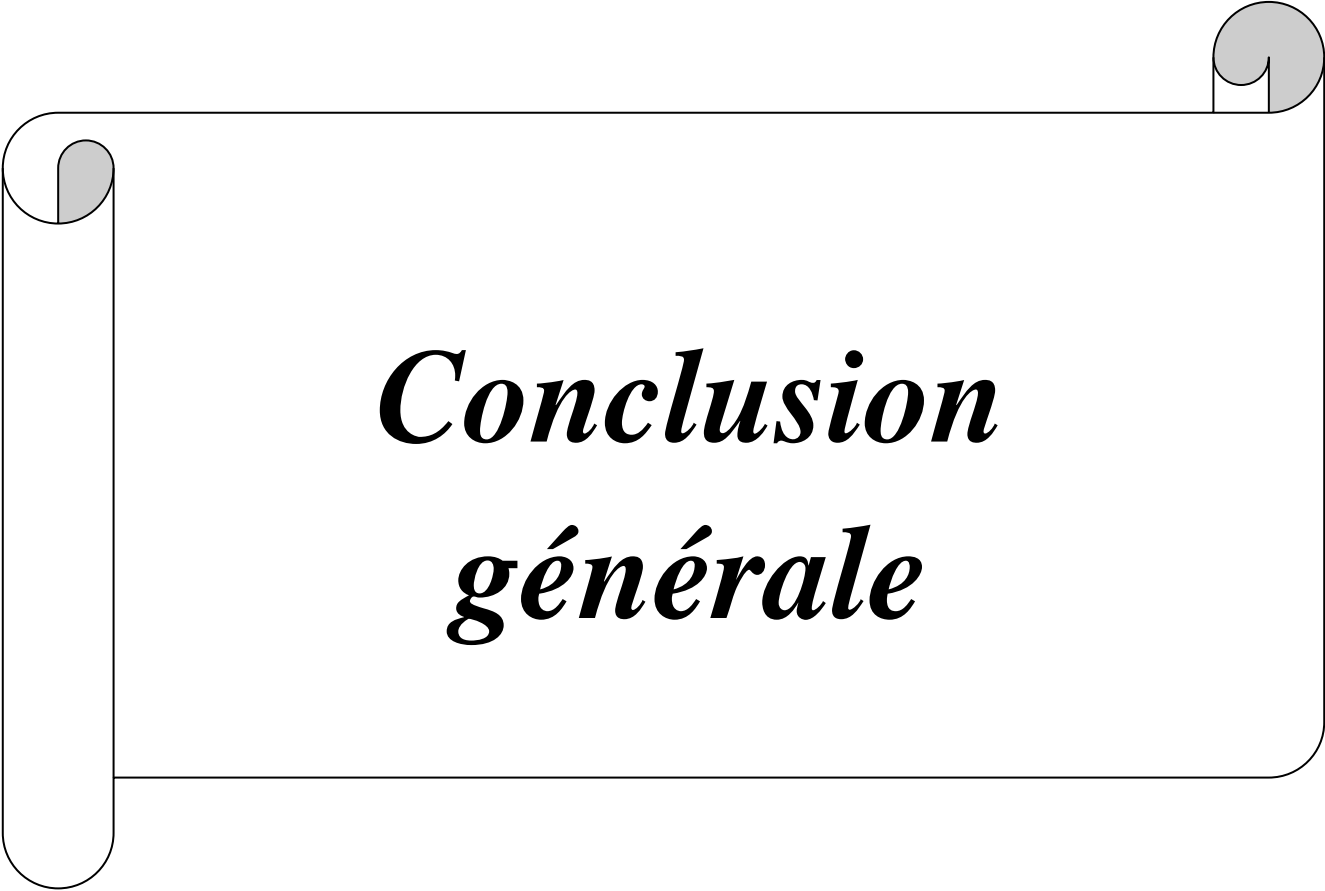
	température d'entrée et de sortie du reflux de tête (RT) et débit massique (RT)		NARX	R=0.9985 nRMSE=1.4231*10 <sup>2</sup> nMAE= 1.2723*10 <sup>-2</sup>
			SVM-RBF	R=0.9955 nRMSE=3.8652*10 <sup>2</sup> nMAE= 2.4982*10 <sup>-2</sup>
[111]	Température du fluide, température de surface, temps de fonctionnement, densité du fluide, diamètre équivalent, vitesse et teneur en oxygène.	Le facteur d'encrassement	GPR	R <sup>2</sup> = 0,98770 MSE=8,53.10 <sup>-4</sup> MAE=5,35.10 <sup>-3</sup>
			SVM	R <sup>2</sup> = 0,97702 MSE=1,65.10 <sup>-3</sup> MAE=1,5.10 <sup>-2</sup>
			Decision trees	R <sup>2</sup> = 0,98664 MSE=9,22.10 <sup>-4</sup> MAE=8,84.10 <sup>-3</sup>
			Bagged trees	R <sup>2</sup> = 0,98484 MSE=1,15.10 <sup>-3</sup> MAE=1,22.10 <sup>-2</sup>
			Regression lineaire	R <sup>2</sup> = 0,57753 MSE=4,98.10 <sup>-2</sup> MAE=4,65.10 <sup>-2</sup>
[112]	Température et débit de l'eau d'alimentation, températures d'entrée et de sortie des fumées, débits d'air des ventilateurs A et B, débit de vapeur et quantité d'oxygène	Résistance à l'encrassement des cendres	SVM	R=0,985 MSE=0.001126
[113]	Température d'entrée et de sortie d'acide, débit et densité de volume d'acide, température de vapeur et temps de fonctionnement.	La résistance d'encrassement	RNA-MLP	R <sup>2</sup> =0,995 MSE=4.256×10 <sup>-6</sup>
[17]	Températures de fluide et de surface, concentration d'oxygène dissous, diamètre équivalent, temps de fonctionnement, densité, vitesse.	La résistance d'encrassement	RNA-MLP	R <sup>2</sup> =0,9778 MSE=0.0355
[114]	Composition et structure des cendres	Indice d'encrassement	RNA	R <sup>2</sup> = 0,9996 MSE=0,0073

	de charbon			MAE= $2.308.10^{-2}$
[115]	Températures d'entrée et de sortie de l'acide, densité, débit, temps de fonctionnement et température de la vapeur.	La résistance d'encrassement	RNA	$R^2= 0,994$ MSE= $2.168 \times 10^{-11}$ RMSE= $4.656 \times 10^{-6}$
[116]	Température d'entrée et débit du côté du tube, et température d'entrée du côté de la coque.	La résistance d'encrassement	RNA	MSE= $8, 06. 10^{-2}$

#### IV.4. Conclusion

La modélisation des échangeurs de chaleur joue un rôle très important dans l'analyse thermique des échangeurs de chaleur. Les méthodes d'intelligence artificielle sont de puissants modèles informatiques qui capturent et représentent des relations entrées/sorties complexes.

L'étude s'est concentrée sur la prédiction de la résistance d'encrassement à l'aide des modèles d'apprentissage automatique conventionnels tels que le réseau de neurone artificiel perceptron multicouche, le modèle NARX et la machine à vecteur de support (RNA-MLP, NARX et SVM-RBF) avec apprentissage supervisé. Les résultats ont indiqué que la capacité de prédiction de la résistance d'encrassement était élevée avec un coefficient de corrélation plus élevé ( $R = 0,99961$ ) et une erreur quadratique moyenne très faible ( $nRMSE = 1,0031 \%$ ) pour la phase d'essai. La prédiction par RNA-MLP démontre en conséquence une corrélation solide entre les valeurs expérimentales de résistance d'encrassement et les valeurs prédites, indiquant que le modèle RNA-MLP a un pouvoir prédictif supérieur. L'analyse de sensibilité a été calculée et vérifiée que la résistance d'encrassement dans l'échangeur de chaleur est gérée par trois interactions qui ont été disposées en ordre décroissant : température de sortie froide (importance relative  $RI = 26,56\%$ ), température de sortie chaude ( $RI = 15,46\%$ ), température d'entrée chaude ( $RI = 54,35 \%$ ), température d'entrée froide ( $15,09\%$ ), flux de masse chaude et flux de masse froide ( $14,65 \%$  et  $12,9 \%$ , respectivement). En outre, l'étude suggère que le modèle RNA-MLP peut être appliqué pour prédire la résistance à l'encrassement dans les échangeurs de chaleur EA 101CBA ou des conditions de caractère similaires.

A decorative graphic of a scroll with a black outline and grey shading on the rolled-up ends. The text is centered within the scroll.

***Conclusion  
générale***



## Conclusion générale

---

Les échangeurs de chaleur en tant que dispositif de transfert de chaleur ont gagné de larges applications à différents niveaux de configurations domestiques et industrielles. Diverses études ont été réalisées pour étudier, analyser et prédire sa performance. Cependant, un phénomène majeur qui limite la performance des échangeurs de chaleur est attribué à l'encrassement. Sur cette base, diverses études et approches ont mis l'accent sur la réduction, l'élimination et l'atténuation de l'encrassement. Différentes techniques de modélisation et d'optimisation sont aujourd'hui disponibles et peuvent s'appliquer à la prédiction de la résistance d'encrassement des échangeurs de chaleur.

Cette thèse présente les différentes techniques statistiques appliqués pour analyser et estimer la performance thermique de l'échangeur de chaleur tube et calandre en termes de modélisation de la résistance d'encrassement avec un examen approfondi des derniers travaux réalisés sur ce sujet qui montre la possibilité d'aborder ce sujet à plusieurs angles. Le but de cette thèse est d'évaluer l'aptitude de ces techniques à l'application dans le programme de nettoyage de l'échangeur de chaleur et pour le contrôle du fonctionnement de l'unité de distillation de pétrole brut dans la raffinerie d'Alger.

Après une étude compréhensive du l'échangeur de chaleur et du phénomène d'encrassement dans le premier chapitre ; et une élaboration des méthodes de plan d'expérience et d'intelligence artificiel dans le deuxième chapitre, les travaux examinés dans cette thèse s'appuient sur le troisième et le quatrième chapitre.

Dans le troisième chapitre, la méthode de surface de réponse (MRS) a été construit à l'aide du plan Box-Behnken pour modéliser et optimiser la résistance d'encrassement dans un échangeur de chaleur tube et calandre (E101 CBA). Le modèle de régression de la résistance à l'encrassement qui correspondant bien au données expérimentales a été évalué et ajusté à l'aide d'une analyse de variance. L'effet des variables de fonctionnement et leur interaction sur la résistance d'encrassement a été étudiés en détail. La valeur de  $R^2$  était proche de 1 ( $R^2 = 0,9970$ ). La valeur des paramètres statistiques indique que le modèle avait une bonne précision et le diagramme de régression montre qu'un bon ajustement a été réalisé. Les paramètres d'entrée sélectionnés ont eu des effets statistiquement significatifs sur la performance thermique de l'échangeur de chaleur qui ont augmenté avec la température d'entrée, de sortie de brut et le débit massique de reflue de tête ; et diminué avec une augmentation de la température d'entrée et de sortie de reflue de tête. L'optimisation multi-objective dans ce chapitre a été basée sur la méthode de de la fonction de désirabilité (DF).

## Conclusion générale

---

Selon son approche, l'optimum de la valeur basse de la résistance d'encrassement représente la meilleure d'efficacité de l'échangeur.

L'optimisation multi-objective a été réalisée dans ce chapitre et basée sur l'approche de la fonction de désirabilité (DF). Cette optimisation est basée sur deux critères choisis qui sont la minimisation de la résistance d'encrassement et la maximisation de la performance de l'échangeur.

Dans le quatrième chapitre, l'effet de l'encrassement sur la performance de l'échangeur de chaleur tube et calandre (E101 CBA) a été simulé en terme de la résistance d'encrassement ( $R_f$ ) en utilisant trois méthodes d'apprentissages automatiques supervisé (les réseaux de neurone artificiel de type perceptron multicouche FNN-MLP, le modèle autorégressif non linéaire avec des entrées exogènes NARX et la machine à vecteur de support SVM-RBF). Pour évaluer la performance des techniques étudiées et leur précision de prédiction, 290 données expérimentales sont utilisées, divisées en ensembles de formation, essais et validation. Les valeurs prédites de  $R_f$  à l'aide des trois algorithmes de IA étudiés ont été comparées aux résultats expérimentaux cibles basés sur quatre mesures statistiques; le coefficient de corrélation (R), l'erreur absolue moyenne normalisé (nMAE), l'erreur quadratique moyenne normalisé (nRMSE) et l'erreur de prédiction standard (SEP). L'analyse des résultats et la discussion montrent que le modèle RNA-MLP a les meilleures performances de prédiction avec une excellente précision, il est considéré comme une bonne option pour modéliser le phénomène d'encrassement.

De plus, la méthode de poids a été utilisée pour étudier l'analyse de sensibilité du modèle. La température de sortie du pétrole brut et la température de sortie du reflux de tête se sont avérées être les conditions de fonctionnement les plus élevées et presque aussi importantes, ce qui a un effet sur la résistance d'encrassement.

La comparaison des modèles MSR-BBD et RNA-MLP a indiqué que les deux modèles pouvaient bien prédire les données expérimentales. Mais le modèle RNA-MLP était légèrement plus précis que le modèle MSR-BBD, qui est attribué aux caractéristiques non linéaires des phénomènes d'encrassement. Par conséquent, l'utilisation du modèle RNA-MLP est recommandée pour une précision de prédiction plus élevée pour maîtriser l'encrassement dans les échangeurs de chaleur tube-calandre.

Comme perspectives à notre étude nous envisageons :

## Conclusion générale

---

- D'appliquer les techniques d'intelligence artificielle (IA) et des plans d'expériences pour prédire la résistance d'encrassement dans d'autres types d'échangeur de chaleur sous autres conditions de fonctionnement.
- D'appliquer des nouveaux plans d'optimisation telle que la méthode de Taguchi.
- D'appliquer d'autres approches de réseau de neurones, telles que le réseau artificiel Cascade Forward, la fonction de base radiale et le réseau de neurones récurrents. En outre, étudier des approches d'apprentissage profond.

A decorative graphic of a scroll with a black outline and grey shading on the rolled-up ends. The scroll is oriented vertically, with the top end on the right and the bottom end on the left. The text is centered within the scroll's body.

***Références  
bibliographiques***

- [1] E. Tavousi, N. Perera, D. Flynn, and R. Hasan, “Heat transfer and fluid flow characteristics of the passive method in double tube heat exchangers: a critical review,” *Int. J. Thermofluids*, p. 100282, 2023.
- [2] S. Delrot, T. M. Guerra, M. Dambrine, and F. Delmotte, “Fouling detection in a heat exchanger by observer of Takagi--Sugeno type for systems with unknown polynomial inputs,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 25, no. 8, pp. 1558–1566, 2012.
- [3] J. Aminian and S. Shahhosseini, “Evaluation of ANN modeling for prediction of crude oil fouling behavior,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 28, no. 7, pp. 668–674, 2008.
- [4] E. Diaz-Bejarano, E. Behranvand, F. Coletti, M. R. Mozdianfard, and S. Macchietto, “Organic and inorganic fouling in heat exchangers: industrial case study analysis of fouling rate,” *Ind. \& Eng. Chem. Res.*, vol. 58, no. 1, pp. 228–246, 2018.
- [5] W. Al Hadad, V. Schick, and D. Maillet, “Fouling detection in a shell and tube heat exchanger using variation of its thermal impulse responses: Methodological approach and numerical verification,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 155, pp. 612–619, 2019.
- [6] J. Berce, M. Zupančič, M. Može, and I. Golobič, “Infrared thermography observations of crystallization fouling in a plate heat exchanger,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 224, p. 120116, 2023.
- [7] B. Zohuri, “Heat Exchanger Types and Classifications,” in *Compact Heat Exchangers*, 2017. doi: 10.1007/978-3-319-29835-1\_2.
- [8] J. Jabbour, “Matériaux organiques pour la fabrication d’échangeurs pour des systèmes énergétiques éco-efficients: élaboration et modélisation,” Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Lille Douai, 2019.
- [9] S. Delrot, “‘Détection d’encrassement dans les échangeurs thermiques par observateurs de type Takagi-Sugeno’,” 2012.
- [10] O. M. E. S. Khayal, “Fundamentals of Heat Exchangers,” *Int. J. Res. Comput. Appl. Robot.*, vol. 6, pp. 1–11, 2018.
- [11] F. Mastrippolito, “Optimisation de forme numérique de problèmes multiphysiques et multiéchelles: application aux échangeurs de chaleur,” Université de Lyon, 2018.

- [12] G. Petrecca and G. Petrecca, "Heat Exchange and Recovery in Process and Facilities," *Energy Convers. Manag. Princ. Appl.*, pp. 255–272, 2014.
- [13] M. Beziel and K. Stephan, "Temperature distribution in the outlet of cross-flow heat exchangers," *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 38, no. 2, pp. 371–380, 1995.
- [14] K. BAADACHE, "Etude des Performances des Echangeurs de Chaleur à Doubles Tubes Concentriques et Calandre," Université de Batna 2, 2015.
- [15] P. J. Fryer, P. T. Robbins, and I. K. Asteriadou, "Current knowledge in hygienic design: can we minimise fouling and speed cleaning?," *Adv. food Process Eng. Res. Appl.*, pp. 209–227, 2013.
- [16] F. X. X. Zhu, *Energy and process optimization for the process industries*. John Wiley and Sons, Incorporated, 2014.
- [17] E. Davoudi and B. Vaferi, "Applying artificial neural networks for systematic estimation of degree of fouling in heat exchangers," *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 130, pp. 138–153, 2018.
- [18] S. T. W. Kuruneru, K. Vafai, E. Sauret, and Y. Gu, "Application of porous metal foam heat exchangers and the implications of particulate fouling for energy-intensive industries," *Chem. Eng. Sci.*, vol. 228, p. 115968, 2020.
- [19] M. Asadi and R. H. Khoshkhoo, "Investigation into fouling factor in compact heat exchanger," *Int. J. Innov. Appl. Stud.*, vol. 2, no. 3, pp. 238–249, 2013.
- [20] O. Guðmundsson, "Detection of fouling in heat exchangers using model comparison," 2015.
- [21] S. Garcia and A. Trueba, "Fouling in heat exchangers," *Inverse Heat Conduct. Heat Exch.*, pp. 1–26, 2019.
- [22] M. Awais and A. A. Bhuiyan, "Recent advancements in impedance of fouling resistance and particulate depositions in heat exchangers," *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 141, pp. 580–603, 2019.
- [23] J. Berce, M. Zupancic, M. Moze, and others, "A review of crystallization fouling in heat exchangers, Processes 9 (8)(2021) 1356."

- [24] R. Jradi, C. Marvillet, and M. R. Jeday, “Fouling in industrial heat exchangers: Formation, detection and mitigation,” *Heat Transf. Kazi, SN, Ed.; Open access peer-reviewed chapter*, 2022.
- [25] N. Jourdan, “Hydrodynamique dans les circuits de refroidissement industriels: influence sur les phénomènes d’encrassement, caractérisation et modélisation,” Université de Lorraine, 2020.
- [26] M. M. Awad, *Fouling of heat transfer surfaces*. INTECH Open Access Publisher London, 2011.
- [27] G. S. D. Al-Ogaili, “Fundamental approach for fouling growth mechanisms comprehension at a stainless steel surface: Development of antifouling coating for stainless steel,” Université des Sciences et Technologies de Lille, 2014.
- [28] S. N. Kazi, “Particulate matter: Interfacial properties, fouling, and its mitigation,” in *Water-Formed Deposits*, Elsevier, 2022, pp. 97–140.
- [29] T. M. Pääkkönen, M. Riihimäki, C. J. Simonson, E. Muurinen, and R. L. Keiski, “Modeling CaCO<sub>3</sub> crystallization fouling on a heat exchanger surface--Definition of fouling layer properties and model parameters,” *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 83, pp. 84–98, 2015.
- [30] Z. Han, Z. Xu, and J. Wang, “CaSO<sub>4</sub> fouling characteristics on the rectangular channel with half-cylinder vortex generators,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 128, pp. 1456–1463, 2018.
- [31] Y. Lv, K. Lu, and Y. Ren, “Composite crystallization fouling characteristics of normal solubility salt in double-pipe heat exchanger,” *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 156, p. 119883, 2020.
- [32] Q. Yang, Z. Zhang, E. Yao, N. Zhang, and N. Li, “Experimental study of the particulate dirt characteristics on pipe heat transfer surface,” *J. Therm. Sci.*, vol. 28, pp. 1054–1064, 2019.
- [33] Z. Xu, X. Jiang, Z. Liu, Y. Hu, and Y. Li, “Experimental investigation of microbial fouling and heat mass transfer characteristics on ni-p modified surface of heat exchanger,” *J. Therm. Sci.*, vol. 30, pp. 271–278, 2021.

- [34] G. Hoyon, “Etude thermodynamique de l’encrassement des échangeurs de chaleur: application à la géométrie plane: simulation expérimentale par dépôt de glace,” Nancy 1, 1997.
- [35] M. Bohnet, “Fouling of heat transfer surfaces,” *Chem. Eng. & Technol.*, vol. 10, no. 1, pp. 113–125, 1987.
- [36] J. Berce, M. Zupančič, M. Može, and I. Golobič, “A review of crystallization fouling in heat exchangers,” *Processes*, vol. 9, no. 8, p. 1356, 2021.
- [37] O. ur Rehman, M. G. Ramasamy, N. E. M. Rozali, S. Mahadzir, A. S. M. Ghumman, and A. H. Qureshi, “Modeling Strategies for Crude Oil-Induced Fouling in Heat Exchangers: A Review,” *Processes*, vol. 11, no. 4, p. 1036, 2023.
- [38] D. UB, R. MS, and others, “Crude oil fouling: A review,” *J. Appl. Sci.*, vol. 10, no. 24, pp. 3167–3174, 2010.
- [39] W. A. Ebert and C. B. Panchal, “Analysis of Exxon crude-oil slip stream coking data, Fouling Mitigation of Industrial Heat-Exchange Equipment,” *Begell House, New York*, vol. 1997, pp. 451–460, 1997.
- [40] C. B. Panchal, W. C. Kuru, C. F. Liao, W. A. Ebert, and J. W. Palen, “Threshold conditions for crude oil fouling,” *Underst. Heat Exch. Fouling its Mitig.*, vol. 273, pp. 273–279, 1999.
- [41] G. T. Polley, D. I. Wilson, B. L. Yeap, and S. J. Pugh, “Evaluation of laboratory crude oil threshold fouling data for application to refinery pre-heat trains,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 22, no. 7, pp. 777–788, 2002.
- [42] M. R. J. Nasr and M. M. Givi, “Modeling of crude oil fouling in preheat exchangers of refinery distillation units,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 26, no. 14–15, pp. 1572–1577, 2006.
- [43] G. Polley, E. Tamakloe, I. Wilson, S. Macchietto, and F. Coletti, “Development of a model for the prediction of fouling in heat exchangers processing crude oil,” in *Proceedings of the 10AIChE--2010 AIChE Spring Meeting and 6th Global Congress on Process Safety, San Antonio, TX, USA*, 2010, pp. 21–25.
- [44] N. Shetty, U. B. Deshannavar, R. Marappagounder, and R. Pendyala, “Improved



- threshold fouling models for crude oils,” *Energy*, vol. 111, pp. 453–467, 2016.
- [45] U. B. Deshannavar and R. Marappagounder, “Revisiting threshold fouling models for crude oil fouling,” *Heat Transf. Eng.*, vol. 42, no. 17, pp. 1489–1505, 2021.
- [46] L. Pekar, *Advanced Analytic and Control Techniques for Thermal Systems with Heat Exchangers*. Academic press, 2020.
- [47] M. DouglasC, “Design and analysis of experiments. Douglas C. Montgomery.” Wiley, London, 2009.
- [48] J. Wang and W. Wan, “Experimental design methods for fermentative hydrogen production: a review,” *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 34, no. 1, pp. 235–244, 2009.
- [49] K. Khoder, “Optimisation de composants hyperfréquences par la technique des plans à surfaces de réponses,” Limoges, 2011.
- [50] S. T. Narendran, S. N. Meyyanathan, and V. V. S. R. Karri, “Experimental design in pesticide extraction methods: A review,” *Food Chem.*, vol. 289, pp. 384–395, 2019.
- [51] P. K. Sahu, N. R. Ramiseti, T. Cecchi, S. Swain, C. S. Patro, and J. Panda, “An overview of experimental designs in HPLC method development and validation,” *J. Pharm. Biomed. Anal.*, vol. 147, pp. 590–611, 2018.
- [52] B. Wahdame, “Analyse et optimisation du fonctionnement de piles à combustible par la méthode des plans d’expériences,” Université de Franche-Comté; Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2006.
- [53] K. Sandrine, “Application de la méthodologie des plans d’expériences et de l’analyse de données à l’optimisation des processus de dépôt,” PhD thesis, Limoges, France, 2004.
- [54] G. Hanrahan and K. Lu, “Application of factorial and response surface methodology in modern experimental design and optimization,” *Crit. Rev. Anal. Chem.*, vol. 36, no. 3–4, pp. 141–151, 2006.
- [55] L. Mousavi, Z. Tamiji, and M. R. Khoshayand, “Applications and opportunities of experimental design for the dispersive liquid–liquid microextraction method--A review,” *Talanta*, vol. 190, pp. 335–356, 2018.

- [56] Z. Li, D. Lu, and X. Gao, “Optimization of mixture proportions by statistical experimental design using response surface method-A review,” *J. Build. Eng.*, vol. 36, p. 102101, 2021.
- [57] G. Karanfil, “Importance and applications of DOE/optimization methods in PEM fuel cells: A review,” *Int. J. Energy Res.*, vol. 44, no. 1, pp. 4–25, 2020.
- [58] B. Sahin, “A Taguchi approach for determination of optimum design parameters for a heat exchanger having circular-cross sectional pin fins,” *Heat mass Transf.*, vol. 43, no. 5, pp. 493–502, 2007.
- [59] S. Patel and A. R. Patel, “Investigation of Shell & Tube Heat Exchanger Performance for Plastic Injection Moulding Machine by using RSM”.
- [60] R. Pachaiyappan and S. Gopalakannan, “Analysis and optimization of plate-fin heat exchanger using computational fluid dynamics and response surface methodology,” *Int J Adv Engg Tech/Vol. VII/Issue I/Jan.-March*, vol. 880, p. 886, 2016.
- [61] S. Wang, J. Xiao, J. Wang, G. Jian, J. Wen, and Z. Zhang, “Application of response surface method and multi-objective genetic algorithm to configuration optimization of Shell-and-tube heat exchanger with fold helical baffles,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 129, pp. 512–520, 2018.
- [62] H. Maddah, R. Aghayari, M. Mirzaee, M. H. Ahmadi, M. Sadeghzadeh, and A. J. Chamkha, “Factorial experimental design for the thermal performance of a double pipe heat exchanger using Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-TiO<sub>2</sub> hybrid nanofluid,” *Int. Commun. Heat Mass Transf.*, vol. 97, pp. 92–102, 2018.
- [63] T. Mohapatra, S. S. Sahoo, and B. N. Padhi, “Analysis, prediction and multi-response optimization of heat transfer characteristics of a three fluid heat exchanger using response surface methodology and desirability function approach,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 151, pp. 536–555, 2019.
- [64] C. Kocabağ and A. F. Savaş, “Analysis of plate heat exchanger operating parameters by Taguchi Method,” *Int. J. Energy Appl. Technol.*, vol. 6, no. 4, pp. 89–95, 2019.
- [65] P. C. Bisognin, J. C. S. C. Bastos, H. F. Meier, N. Padoin, and C. Soares, “Influence of

- different parameters on the tube-to-bed heat transfer coefficient in a gas-solid fluidized bed heat exchanger,” *Chem. Eng. Process. Intensif.*, vol. 147, p. 107693, 2020.
- [66] B. Raei, “Statistical analysis of nanofluid heat transfer in a heat exchanger using Taguchi method,” *J. heat mass Transf. Res.*, vol. 8, no. 1, pp. 29–38, 2021.
- [67] B. Chowdhury and M. Borah, “Modeling and Optimization of the Performance Parameters of a Single Pass Shell and Tube Heat Exchanger—An Approach Using Response Surface Methodology,” in *Recent Advances in Mechanical Engineering: Select Proceedings of CAMSE 2021*, Springer, 2022, pp. 999–1016.
- [68] R. Jradi, C. Marvillet, and M. R. Jeday, “Parametric study of calcium sulfate crystallization fouling in cross-flow heat exchanger using response surface methodology,” *Heat Mass Transf.*, pp. 1–15, 2023.
- [69] H. Hallaji, S. M. Peyghambarzadeh, M. R. Bohloul, and S. Azizi, “The optimum conditions for calcium sulfate fouling rate under subcooled flow boiling using Taguchi statistical method,” *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 204, p. 123859, 2023.
- [70] M. Bahiraei, S. Heshmatian, and H. Moayedi, “Artificial intelligence in the field of nanofluids: A review on applications and potential future directions,” *Powder Technol.*, vol. 353, pp. 276–301, 2019.
- [71] M. Zimmer, “Apprentissage par renforcement développemental,” Université de Lorraine, 2018.
- [72] P. Harrington, *Machine learning in action*. Simon and Schuster, 2012.
- [73] M.-R. Amini, *Apprentissage machine: de la théorie à la pratique*. Editions Eyrolles, 2015.
- [74] P. M. Pardeshi, A. A. Mungray, and A. K. Mungray, “Determination of optimum conditions in forward osmosis using a combined Taguchi--neural approach,” *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 109, pp. 215–225, 2016.
- [75] J.-W. Lin, “Artificial neural network related to biological neuron network: a review,” *Adv. Stud. Med. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 55–62, 2017.
- [76] C. Si Moussa, “Modélisation des équilibres de phases à pressions élevées par les

- réseaux de neurones artificiels,” 2010.
- [77] R. Tanty and T. S. Desmukh, “Application of artificial neural network in hydrology— A review,” *Int. J. Eng. Technol. Res.*, vol. 4, pp. 184–188, 2015.
- [78] J. Jawad, A. H. Hawari, and S. J. Zaidi, “Artificial neural network modeling of wastewater treatment and desalination using membrane processes: A review,” *Chem. Eng. J.*, vol. 419, p. 129540, 2021.
- [79] B. Amiri, “Estimation temporelle du rayonnement solaire au nord et au Sahara Algérien à partir de données de mesures sélectionnées,” 2021.
- [80] H. Bhavsar and M. H. Panchal, “A review on support vector machine for data classification,” *Int. J. Adv. Res. Comput. Eng. & Technol.*, vol. 1, no. 10, pp. 185–189, 2012.
- [81] G. Mountrakis, J. Im, and C. Ogole, “Support vector machines in remote sensing: A review,” *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, vol. 66, no. 3, pp. 247–259, 2011.
- [82] J. Nalepa and M. Kawulok, “Selecting training sets for support vector machines: a review,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 52, no. 2, pp. 857–900, 2019.
- [83] P. C. Deka and others, “Support vector machine applications in the field of hydrology: a review,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 19, pp. 372–386, 2014.
- [84] A. Khamis and S. Abdullah, “Forecasting wheat price using backpropagation and NARX neural network,” *Int. J. Eng. Sci.*, vol. 3, no. 11, pp. 19–26, 2014.
- [85] E. Pisoni, M. Farina, C. Carnevale, and L. Piroddi, “Forecasting peak air pollution levels using NARX models,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 22, no. 4–5, pp. 593–602, 2009.
- [86] S. Mohanty, P. K. Patra, and S. S. Sahoo, “Prediction of global solar radiation using nonlinear auto regressive network with exogenous inputs (narx),” in *2015 39th National Systems Conference (NSC)*, 2015, pp. 1–6.
- [87] X. Zheng *et al.*, “Comparison of GRNN and RF algorithms for predicting heat transfer coefficient in heat exchange channels with bulges,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 217, p. 119263, 2022.

- [88] J. P. Panda, B. Kumar, A. K. Patil, M. Kumar, and R. Kumar, “Machine learning assisted modeling of thermohydraulic correlations for heat exchangers with twisted tape inserts,” *Acta Mech. Sin.*, vol. 39, no. 1, p. 322036, 2023.
- [89] A. Kumra, N. Rawal, and P. Samui, “Prediction of heat transfer rate of a Wire-on-Tube type heat exchanger: An Artificial Intelligence approach,” *Procedia Eng.*, vol. 64, pp. 74–83, 2013.
- [90] X. Q. Wen, “Study on the Methods of Predicting the Fouling Characteristics of Plate Heat Exchanger Based on Water Quality Parameters,” *Appl. Mech. Mater.*, vol. 459, pp. 153–158, 2014.
- [91] X. Wen, Q. Miao, J. Wang, and Z. Ju, “A multi-resolution wavelet neural network approach for fouling resistance forecasting of a plate heat exchanger,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 57, pp. 177–196, 2017.
- [92] J. Aminian and S. Shahhosseini, “Neuro-based formulation to predict fouling threshold in crude preheaters,” *Int. Commun. Heat Mass Transf.*, vol. 36, no. 5, pp. 525–531, 2009.
- [93] S. A. Kuzucanli, C. Vatansever, A. E. Yaşar, and Z. H. Karadeniz, “Assessment of fouling in plate heat exchangers using classification machine learning algorithms,” in *CLIMA 2022 conference*, 2022.
- [94] S. Sundar *et al.*, “Fouling modeling and prediction approach for heat exchangers using deep learning,” *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 159, p. 120112, 2020.
- [95] L. Sun, Y. Zhang, X. Zheng, S. Yang, and Y. Qin, “Research on the fouling prediction of heat exchanger based on support vector machine,” in *2008 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, 2008, pp. 240–244.
- [96] E. M. S. El-Said, M. Abd Elaziz, and A. H. Elsheikh, “Machine learning algorithms for improving the prediction of air injection effect on the thermohydraulic performance of shell and tube heat exchanger,” *Appl. Therm. Eng.*, vol. 185, p. 116471, 2021.
- [97] C. Shengxian, Z. Yanhui, Z. Jing, and Y. Dayu, “Experimental study on dynamic simulation for biofouling resistance prediction by least squares support vector

- machine,” *Energy Procedia*, vol. 17, pp. 74–78, 2012.
- [98] M. Al-Naser, M. Al-Toum, S. El-Ferik, R. Ben Mansour, and F. Al-Sunni, “Heat exchanger fouling prediction using artificial intelligence,” in *5th International Conference on Advances in Mechanical Engineering Istanbul*, 2019, pp. 17–19.
- [99] R. Harche and A. Mouheb, “The fouling in the crude distillation preheat train of Algerian refinery,” *Acta Period. Technol.*, no. 53, pp. 272–284, 2022.
- [100] M. Al-Naser, S. El-Ferik, R. Ben Mansour, H. Y. AlShammari, and A. AlAmoudi, “Intelligent Prediction Approach of Fouling Location in Shell and Tube Heat Exchanger,” in *2020 IEEE 10th International Conference on System Engineering and Technology (ICSET)*, 2020, pp. 139–144.
- [101] R. Harche, A. Mouheb, and R. Absi, “The fouling in the tubular heat exchanger of Algiers refinery,” *Heat Mass Transf.*, vol. 52, pp. 947–956, 2016.
- [102] S. L. C. Ferreira *et al.*, “Box-Behnken design: An alternative for the optimization of analytical methods,” *Anal. Chim. Acta*, vol. 597, no. 2, pp. 179–186, 2007.
- [103] M. H. Esfe, H. Hajmohammad, D. Toghraie, H. Rostamian, O. Mahian, and S. Wongwises, “Multi-objective optimization of nanofluid flow in double tube heat exchangers for applications in energy systems,” *Energy*, vol. 137, pp. 160–171, 2017.
- [104] G. Derringer and R. Suich, “Simultaneous optimization of several response variables,” *J. Qual. Technol.*, vol. 12, no. 4, pp. 214–219, 1980.
- [105] K. Ikram, K. Djilali, D. Abdennasser, R. Al-Sabur, B. Ahmed, and A.-N. Sharkawy, “Comparative analysis of fouling resistance prediction in shell and tube heat exchangers using advanced machine learning techniques,” 2023.
- [106] A.-N. Sharkawy and M. M. Ali, “NARX neural network for safe human--robot collaboration using only joint position sensor,” *Logistics*, vol. 6, no. 4, p. 75, 2022.
- [107] A.-N. Sharkawy *et al.*, “Solar PV Power Estimation and Upscaling Forecast Using Different Artificial Neural Networks Types: Assessment, Validation, and Comparison,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 19279–19300, 2023.
- [108] G. D. Garson, “Interpreting neural-network connection weights,” *AI Expert*, vol. 6, no. 4, pp. 46–51, 1991.
- [109] A. T. C. Goh, “Back-propagation neural networks for modeling complex systems,” *Artif. Intell. Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 143–151, 1995.

- [110] S. CHABA MOUNA and S. HANINI, “Usage des réseaux de neurones pour le calcul des paramètres énergétiques solaires,” 2018.
- [111] S. Hosseini *et al.*, “Novel and robust machine learning approach for estimating the fouling factor in heat exchangers,” *Energy Reports*, vol. 8, pp. 8767–8776, 2022.
- [112] S. Tong, X. Zhang, Z. Tong, Y. Wu, N. Tang, and W. Zhong, “Online ash fouling prediction for boiler heating surfaces based on wavelet analysis and support vector regression,” *Energies*, vol. 13, no. 1, p. 59, 2019.
- [113] R. Jradi, C. Marvillet, and M. R. Jeday, “Analysis and estimation of cross-flow heat exchanger fouling in phosphoric acid concentration plant using response surface methodology (RSM) and artificial neural network (ANN),” *Sci. Rep.*, vol. 12, no. 1, p. 20437, 2022.
- [114] S.-Z. Tang, M.-J. Li, F.-L. Wang, Y.-L. He, and W.-Q. Tao, “Fouling potential prediction and multi-objective optimization of a flue gas heat exchanger using neural networks and genetic algorithms,” *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 152, p. 119488, 2020.
- [115] R. Jradi, C. Marvillet, and M. R. Jeday, “Modeling and comparative study of heat exchangers fouling in phosphoric acid concentration plant using experimental data,” *Heat Mass Transf.*, vol. 56, pp. 2653–2666, 2020.
- [116] M. N. Kashani, J. Aminian, S. Shahhosseini, and M. Farrokhi, “Dynamic crude oil fouling prediction in industrial preheaters using optimized ANN based moving window technique,” *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 90, no. 7, pp. 938–949, 2012.