

JOURNAL INTERNATIONAL DE TECHNOLOGIE, DE L'INNOVATION,
DE LA PHYSIQUE, DE L'ENERGIE ET DE L'ENVIRONNEMENT

Modélisation neuro-floue et optimisation probabiliste d'un échangeur de chaleur à plaques en hydrométallurgie

J. M. Kazumba



ISSN : 2428-8500

DOI : 10.52497/jitipee.v10i1.422

Modélisation neuro-floue et optimisation probabiliste d'un échangeur de chaleur à plaques en hydrométallurgie

José Malela Kazumba⁽¹⁾

⁽¹⁾ Département de Mécanique, Institut Supérieur des Techniques Appliquées, ISTAKolwezi, Kolwezi, République Démocratique du Congo

josemarrel2016@gmail.com

Résumé – Dans les procédés hydrométallurgiques, la maîtrise des performances des échangeurs de chaleur à plaques est essentielle à la stabilité thermique et à l'efficacité énergétique des installations. Dans cette étude, nous avons proposé une approche hybride pour modéliser les performances de l'échangeur industriel à plaques 60HX002 de MMG Kinsevere, à Lubumbashi (RD Congo), soumis à des conditions d'exploitation variables et à des comportements non linéaires et rechercher des conditions opératoires associées à une performance thermique cible. La méthodologie combine un modèle flou de Takagi–Sugeno généré par clustering soustractif, un système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS) et une simulation Monte-Carlo. Sur 2367 observations industrielles, le modèle ANFIS a atteint $R^2=0,894$, une RMSE de $429 \text{ W/m}^2\text{K}$ et une MAE de $160 \text{ W/m}^2\text{K}$. La validation croisée à cinq plis a confirmé sa stabilité prédictive avec $R^2=0,892\pm0,020$. Une première simulation Monte-Carlo a mis en évidence les limites d'un échantillonnage indépendant des variables opératoires, tandis qu'une simulation inverse contrainte de 50000 scénarios a identifié 334 solutions (0,67 %) compatibles avec $U=4000\pm500 \text{ W/m}^2\text{K}$ et $T_{es}=40\pm3 \text{ }^\circ\text{C}$. La solution la plus proche de la cible correspond à $B_s=162 \text{ m}^3/\text{h}$, $T_{es}=40,1 \text{ }^\circ\text{C}$ et $\Delta P=0,399 \text{ bar}$, pour $U=3999 \text{ W/m}^2\text{K}$. Ces résultats montrent l'intérêt de l'approche que nous avons proposée pour la prédiction du coefficient global de transfert thermique U , l'identification des régimes de fonctionnement et la recherche de zones opératoires cibles, sous réserve d'une validation expérimentale avant son utilisation pour l'aide à la conduite industrielle.

Mots clés : échangeur de chaleur à plaques ; Takagi–Sugeno ; clustering soustractif ; ANFIS ; simulation Monte-Carlo ; hydrométallurgie ; conditions opératoires.

DOI : 10.52497/jitipee.v10i1.422

Introduction

Les échangeurs de chaleur jouent un rôle essentiel dans les industries de procédés en assurant la récupération d'énergie et le contrôle thermique. En hydrométallurgie du cuivre, les échangeurs à plaques sont particulièrement adaptés en raison de leur compacité et de leurs coefficients élevés de transfert thermique [12,18]. Leurs performances peuvent toutefois se dégrader sous l'effet de l'encrassement et des variations des conditions opératoires, entraînant une augmentation de la résistance thermique, une diminution du coefficient global de transfert thermique U et une modification des pertes de charge [3,15].

Dans les procédés hydrométallurgiques du cuivre, la maîtrise de la température intervient notamment lors de la lixiviation, de l'extraction par solvant (SX) et de l'électro-obtention (EW). Les variations thermiques peuvent affecter les équilibres physicochimiques, les cinétiques de transfert et les performances des circuits. Dans les procédés SX–EW, les échangeurs contribuent ainsi à maintenir les conditions thermiques nécessaires à la stabilité du procédé et à la qualité de l'électrolyte alimentant l'électro-obtention [6,13,17]. La dégradation de leurs performances peut donc affecter à la fois l'efficacité énergétique et la stabilité du procédé hydrométallurgique.

Les performances thermiques des échangeurs sont traditionnellement analysées par la différence de température moyenne logarithmique (DTML) et la méthode efficacité–nombre d'unités de transfert (e-NTU) [8,18]. Bien qu'éprouvées, ces approches peuvent être complétées par des modèles fondés sur les données lorsque les interactions entre variables opératoires sont fortement non linéaires. Les réseaux de neurones artificiels (ANN) permettent de représenter ces relations complexes, tandis que la logique floue offre une structure fondée sur des règles interprétables. Le modèle de Takagi–Sugeno représente ainsi le système par des modèles locaux associés à différents régimes [19]. L'ANFIS combine cette structure floue avec un apprentissage adaptatif [9], tandis que le clustering soustractif permet d'identifier les structures présentes dans les données et de générer automatiquement les règles [5].

La précision prédictive ne suffit cependant pas à caractériser l'ensemble du domaine de fonctionnement. La simulation Monte-Carlo permet d'explorer de nombreux scénarios opératoires, d'identifier les limites d'extrapolation du modèle et, sous contraintes, de rechercher des combinaisons de variables associées à une performance thermique cible. L'intégration de ces méthodes thermodynamiques, neuro-floues et probabilistes reste néanmoins peu documentée pour les échangeurs à plaques en exploitation industrielle réelle, particulièrement en contexte hydrométallurgique.

Dans ce contexte, dans cette étude, nous proposons une méthodologie hybride appliquée à l'échangeur à plaques 60HX002 de MMG Kinsevere. L'étude vise à prédire le coefficient global de transfert thermique U à partir de données réelles d'exploitation, à identifier les régimes de fonctionnement et à rechercher des conditions opératoires associées à une performance thermique cible. L'approche combine le clustering soustractif, le modèle Takagi–Sugeno, l'ANFIS et la simulation Monte-Carlo, afin de fournir une base quantitative pour la surveillance des performances et l'aide à la conduite de l'échangeur.

1. Matériels et méthodes

1.1. Description du système étudié

Nous avons conduit cette étude sur l'échangeur de chaleur à plaques industriel 60HX002 de l'usine hydrométallurgique MMG Kinsevere, en République Démocratique du Congo (**Figure 1**). Cet équipement intervient dans le contrôle thermique du circuit d'électro-obtention (EW) et constitue le système de référence pour le développement et la validation de l'approche de modélisation proposée.



Figure 1. Échangeur 60HX002 de MMG Kinsevere

Dans le modèle établi, nous avons considéré trois variables d'entrée représentatives du fonctionnement thermo-hydraulique de l'échangeur : le débit du spent electrolyte B_s , la température d'entrée du spent electrolyte T_{es} et la perte de charge côté spent electrolyte ΔP ou dP . La variable de sortie est le coefficient global de transfert thermique U , que nous avons retenu comme indicateur principal de la performance thermique de l'équipement [12,18]. La relation fonctionnelle que nous recherchons peut ainsi être exprimée par :

$$U = f(B_s, T_{es}, \Delta P) \quad (1)$$

1.2. Acquisition, traitement des données expérimentales et détermination de U

Les données expérimentales proviennent de l'instrumentation industrielle associée à l'échangeur de chaleur à plaques 60HX002 et du système SCADA de l'installation de l'usine hydrométallurgique de MMG Kinsevere, sur la période allant d'octobre à décembre 2025. Les températures d'entrée et de sortie des circuits d'eau de refroidissement et de spent electrolyte sont mesurées par des sondes RTD PT100. Les débits des deux fluides sont mesurés par des débitmètres électromagnétiques associés à des transmetteurs de procédé Endress+Hauser. La perte de charge ΔP est obtenue à partir des mesures de pression effectuées en amont et en aval de l'échangeur. Le système SCADA assure l'acquisition, l'horodatage et l'archivage des différentes variables de procédé.

Les données collectées ont ensuite fait l'objet d'un prétraitement comprenant la synchronisation temporelle, le traitement des valeurs manquantes, l'élimination des valeurs aberrantes et la vérification de leur cohérence thermodynamique. À l'issue de cette procédure, 2 367 observations ont été retenues pour la modélisation [7].

Le coefficient global de transfert thermique U , utilisé comme variable de sortie du modèle, n'est pas directement mesuré par l'instrumentation. Il est déterminé à partir de la différence de température logarithmique moyenne (DTLM) calculée à partir des températures d'entrée et de sortie des deux fluides. Après vérification des contraintes thermodynamiques, les valeurs de DTLM négatives, nulles ou non définies sont éliminées [7]. Afin de limiter l'influence des incertitudes associées aux mesures de débit, nous avons considéré la puissance thermique transférée nominale et fixée dans le manuel constructeur $Q_n = 4\,000\text{kW}$ [2]. Conformément à la méthodologie que nous avons adoptée dans cette étude, ΔT_{lm} et U sont déterminés par :

$$\Delta T_{lm} = \frac{\Delta T_1 - \Delta T_2}{\ln\left(\frac{\Delta T_1}{\Delta T_2}\right)} \quad (2)$$

$$U = \frac{Q_n}{A \Delta T_{lm}} \quad (3)$$

Où A représente la surface effective d'échange, fixé à $237,6\text{ m}^2$ dans le manuel constructeur [2].

Après prétraitement et validation des données, une analyse descriptive a été réalisée afin de caractériser le domaine expérimental utilisé pour la modélisation. Les principales statistiques de Bs , Tes , ΔP et U sont présentées dans le **Tableau 1**.

Variable	Moyenne	Ecart-type	Médiane	Q1	Q3	Min	Max
<i>Bs</i>	195,17	67,57	202,56	180,14	223,97	0,00	338,03
<i>Tes</i>	46,24	14,62	49,08	45,73	51,56	0,00	70,90
<i>ΔP</i>	0,64	0,26	0,60	0,47	0,77	0,00	1,43
<i>U</i>	2 427,22	1 318,84	2 045,54	1 388,16	3 241,95	0,39	7099,26

Tableau 1. Statistiques descriptives de la base expérimentale après prétraitement

Les statistiques descriptives mettent en évidence une variabilité importante des conditions de fonctionnement, particulièrement pour U ($2427 \pm 1319\text{ W/m}^2\text{K}$), ainsi que pour Bs et Tes , confirmant l'hétérogénéité des régimes opératoires couverts par la base expérimentale.

1.3. Modèle de régression linéaire multiple (RLM)

Afin d'évaluer l'apport de la modélisation floue par rapport à une représentation linéaire classique, une régression linéaire multiple (RLM) a été utilisée comme modèle de référence. Elle relie le coefficient global de transfert thermique aux mêmes variables explicatives que le modèle T-S :

$$U = \beta_0 + \beta_1 Bs + \beta_2 Tes + \beta_3 \Delta P \quad (4)$$

Les performances de cette baseline sont évaluées au moyen des mêmes indicateurs RMSE, MAE et R^2 que les modèles T-S et ANFIS, afin de permettre une comparaison homogène.

1.4. Modélisation floue de Takagi–Sugeno (T-S)

La logique floue permet de représenter une appartenance partielle à plusieurs ensembles au moyen de degrés d'appartenance. Ainsi, une condition opératoire peut appartenir simultanément à plusieurs régimes voisins, ce qui permet de représenter progressivement les transitions entre états de fonctionnement. Dans un modèle Takagi–Sugeno (T-S), les régions floues de l'espace d'entrée sont associées à des modèles locaux dont les contributions à la sortie globale dépendent de leur degré d'activation [19].

Pour l'échangeur 60HX002, le coefficient global de transfert thermique U a été modélisé à partir de Bs , Tes et ΔP . La structure initiale du système d'inférence floue a été générée sous MATLAB par clustering soustractif à l'aide de *genfis2* [5]. Après examen de plusieurs configurations, un rayon d'influence $ra=0,30$ a été retenu pour l'identification des clusters et la génération automatique des règles T-S. Une règle i est formulée sous la forme :

Si Bs est A_i , Tes est B_i et ΔP est C_i alors :

$$U_i = a_i Bs + b_i Tes + c_i \Delta P + d_i \quad (5)$$

avec A_i , B_i et C_i représentant les ensembles flous associés à la règle i , tandis que a_i , b_i , c_i et d_i sont les paramètres de sa partie conséquente.

La prédiction globale est obtenue par agrégation pondérée des modèles locaux :

$$\hat{U} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i U_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (6)$$

où w_i représente le degré d'activation de la règle i , déterminé à partir des fonctions d'appartenance des variables d'entrée. Les coefficients sont extraits directement du FIS MATLAB et leur implémentation vérifiée par reconstruction indépendante de la sortie globale.

1.5. Optimisation par ANFIS et évaluation

Le système T-S initial a ensuite été optimisé par un système d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS), qui combine la structure à règles de la logique floue et les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones [9]. L'apprentissage a été réalisé pendant 300 époques afin d'ajuster les paramètres des fonctions d'appartenance et des conséquents.

L'architecture ANFIS comporte cinq couches fonctionnelles assurant successivement le calcul des degrés d'appartenance, l'activation des règles, leur normalisation, le calcul des conséquents T-S et l'agrégation des sorties pour obtenir la valeur prédite de U [9].

Afin d'évaluer l'apport des modèles neuro-flous, une régression linéaire multiple (RLM) reliant U à Bs , Tes et ΔP a été utilisée comme modèle de référence. Les performances de la RLM, du modèle T-S et de l'ANFIS ont été évaluées à l'aide de R^2 , de la RMSE et de la MAE [4] :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (U_i - \hat{U}_i)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |U_i - \hat{U}_i| \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (U_i - \hat{U}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (U_i - \bar{U})^2} \quad (9)$$

où U_i représente la valeur observée, $\hat{U}_i$ la valeur prédite et $\bar{U}$ la moyenne des valeurs observées.

La capacité de généralisation de l'ANFIS a également été évaluée par une validation croisée à cinq plis. Pour chaque pli, le clustering soustractif, la génération du FIS et l'apprentissage ANFIS ont été réalisés uniquement sur le sous-ensemble d'apprentissage, puis le modèle obtenu a été évalué sur le sous-ensemble de test correspondant.

L'ensemble des calculs a été réalisé sous MATLAB R2024a, sur un ordinateur équipé d'un processeur Intel® Core™ i5-6200U à 2,30 GHz, de 8 Go de mémoire RAM et fonctionnant sous Windows 10 Professionnel 64 bits. Les temps d'apprentissage et de simulation ont été enregistrés afin d'évaluer le coût de calcul de l'approche proposée.

1.6. Simulation probabiliste de Monte-Carlo

Après apprentissage et validation, le modèle ANFIS a été utilisé pour explorer son domaine de réponse par simulation Monte-Carlo. Une première simulation de 10000 scénarios a été réalisée en générant indépendamment B_s , T_{es} et ΔP suivant des distributions uniformes bornées par leurs valeurs expérimentales observées.

Pour chaque scénario j , un vecteur d'entrée $X_j = [B_{s_j}, T_{es_j}, \Delta P_j]$ est généré, puis introduit dans le modèle neuro-flou afin d'obtenir : $U_j = f_{ANFIS}(B_{s_j}, T_{es_j}, \Delta P_j)$.

Les distributions et corrélations obtenues ont ensuite été examinées afin de caractériser la réponse du modèle dans l'espace synthétique exploré.

Une seconde simulation, Monte-Carlo inverse contrainte, a été réalisée sur 50 000 scénarios afin de rechercher les combinaisons de variables opératoires associées à une performance thermique cible. Les scénarios ont été sélectionnés selon les critères : $U = 4\,000 \pm 500 \text{ W/m}^2\text{K}$ et $T_{es} = 40 \pm 3^\circ\text{C}$. Les solutions retenues ont été analysées afin de caractériser la zone de conditions opératoires associée à cette cible.

Ainsi, la démarche méthodologique suivie peut ainsi être résumée par :

Données industrielles → RLM → clustering soustractif → modèle T-S → ANFIS → validation croisée → simulation Monte-Carlo → Monte-Carlo inverse contrainte.

2. Résultats

2.1. Modèle linéaire de référence

Le modèle de référence que nous avons établi et qui repose sur une régression linéaire multiple (RLM) est donné par :

$$U = 3\,279,29 + 21,23 B_s - 88,88 T_{es} - 1376,04 \Delta P \quad (10)$$

Ce modèle est globalement significatif ($F=247$, $p<0,001$), mais présente une capacité d'explication de la variance très faible ($R^2=0,239$), avec une RMSE de $1\,150 \text{ W/m}^2\text{K}$ et une MAE de $839 \text{ W/m}^2\text{K}$. D'ailleurs, l'écart entre les données réelles et celles prédites est très visible sur la **Figure 2**.

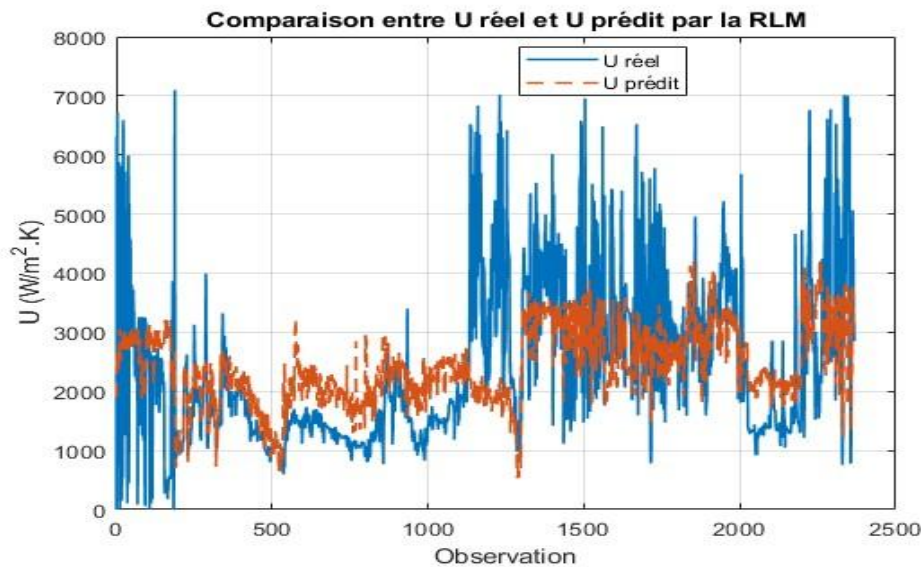


Figure 2. Comparaison des valeurs réelles et prédites par RLM

2.2. Identification des régimes de fonctionnement et établissement du modèle T-S

L'application du clustering soustractif (**Figure 3**), avec un rayon d'influence de 0,30, aux données industrielles a identifié quatre clusters, conduisant à un modèle Takagi–Sugeno (T-S) comportant quatre règles. Ces clusters représentent différentes régions de fonctionnement thermo-hydraulique de l'échangeur 60HX002. Leurs centres sont présentés dans le **Tableau 2**, où U_c désigne la coordonnée du centre du cluster dans l'espace de clustering et non la sortie du conséquent de la règle.

Cluster	B_s (m ³ /h)	T_{es} (°C)	ΔP (bar)	U_c (W/m ² K)	Régime associé
C1	198,77	51,69	0,566	1 620	Performance thermique relativement faible sous charge hydraulique modérée
C2	225,64	44,88	0,791	3 422	Régime intermédiaire à performance thermique élevée
C3	288,35	49,34	1,188	3 781	Forte sollicitation hydraulique à performance thermique élevée
C4	168,37	44,40	0,418	3 292	Faible sollicitation hydraulique à performance thermique élevée

Tableau 2. Centres des clusters et régimes de fonctionnement identifiés par clustering soustractif.

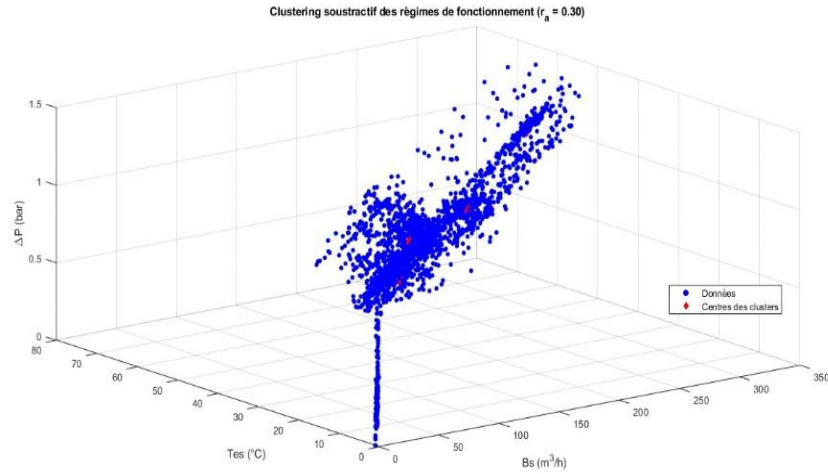


Figure 3. Répartition des observations selon les quatre clusters identifiés.

Le cluster C1 présente la plus faible valeur de U_c , tandis que C2 et C4 correspondent à des performances thermiques relativement élevées sous des sollicitations hydrauliques différentes. C3 associe les valeurs centrales les plus élevées de B_s , ΔP et U_c . La valeur élevée de ΔP traduit ici une forte sollicitation hydraulique, mais ne permet pas, en l'absence d'une mesure indépendante des dépôts ou de la résistance d'encrassement, d'assimiler directement ce régime à un état d'encrassement.

Les fonctions d'appartenance gaussiennes associées aux quatre règles sont caractérisées par leurs centres c et écarts-types σ (**Tableau 3**).

Règles	B_s		Tes		ΔP	
	c	σ	c	σ	c	σ
R1	198,77	35,853	51,69	7,520	0,566	0,152
R2	225,64	35,853	44,88	7,520	0,791	0,152
R3	288,35	35,853	49,34	7,520	1,188	0,152
R4	168,37	35,853	44,40	7,520	0,418	0,152

Tableau 3. Paramètres des fonctions d'appartenance gaussiennes du modèle T-S initial.

Les quatre conséquents locaux correspondants sont :

$$U_1 = -938,67 B_s + 580,66 Tes + 148852,74 \Delta P + 73533,75 \quad (11)$$

$$U_2 = -182,15 B_s + 11,35 Tes + 30666,94 \Delta P + 19352,09 \quad (12)$$

$$U_3 = -486,53 B_s + 276,04 Tes + 74714,12 \Delta P + 41736,87 \quad (13)$$

$$U_4 = -6,86 B_s + 40,14 Tes - 278,83 \Delta P + 2420,45 \quad (14)$$

La sortie globale est obtenue par agrégation pondérée des modèles locaux selon les degrés d'activation w_i .

Les coefficients des conséquents décrivent donc des relations locales propres aux régions définies par les règles et ne doivent pas être interprétés comme des sensibilités globales indépendantes des variables opératoires. Les fonctions d'appartenance de la **Figure 4** illustrent les transitions progressives entre ces régions, tandis que la **Figure 5** présente la structure du système d'inférence flou T-S.

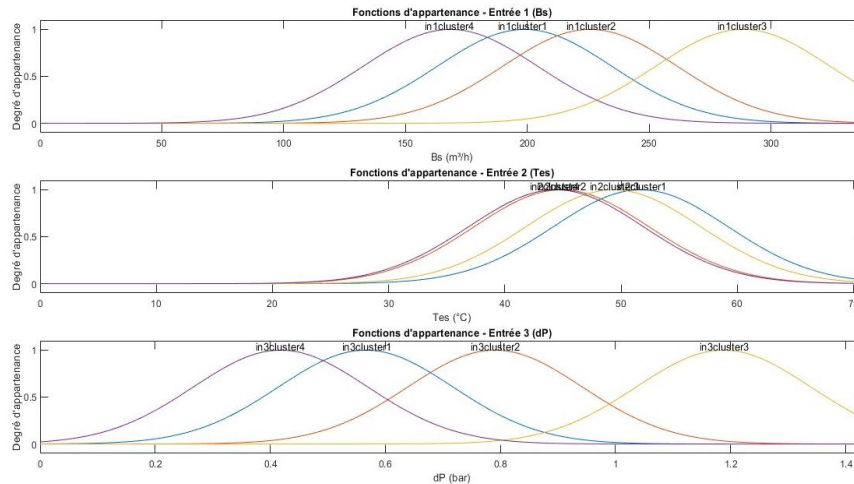


Figure 4. Fonctions d'appartenance des variables Bs, Tes et ΔP du modèle T-S initial.

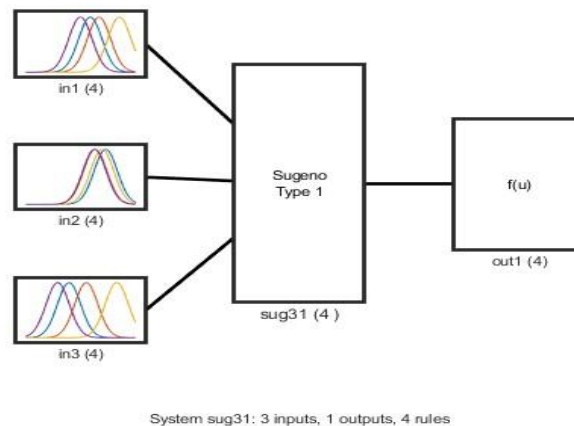


Figure 5. Structure du système d'inférence flou Takagi–Sugeno.

2.3. Performances du modèle T-S et optimisation par ANFIS

Sur les 2 367 observations industrielles de l'échangeur 60HX002, le modèle T-S atteint une RMSE de 582 W/m²K, une MAE de 308 W/m²K et $R^2=0,805$. Il reproduit ainsi une part importante de la variabilité de U , avec des écarts plus marqués dans certaines zones et aux valeurs extrêmes. La surface de réponse (**Figure 6**) met en évidence le caractère non linéaire et multirégime du modèle ainsi que ses limites d'extrapolation hors des régions suffisamment représentées par les données.

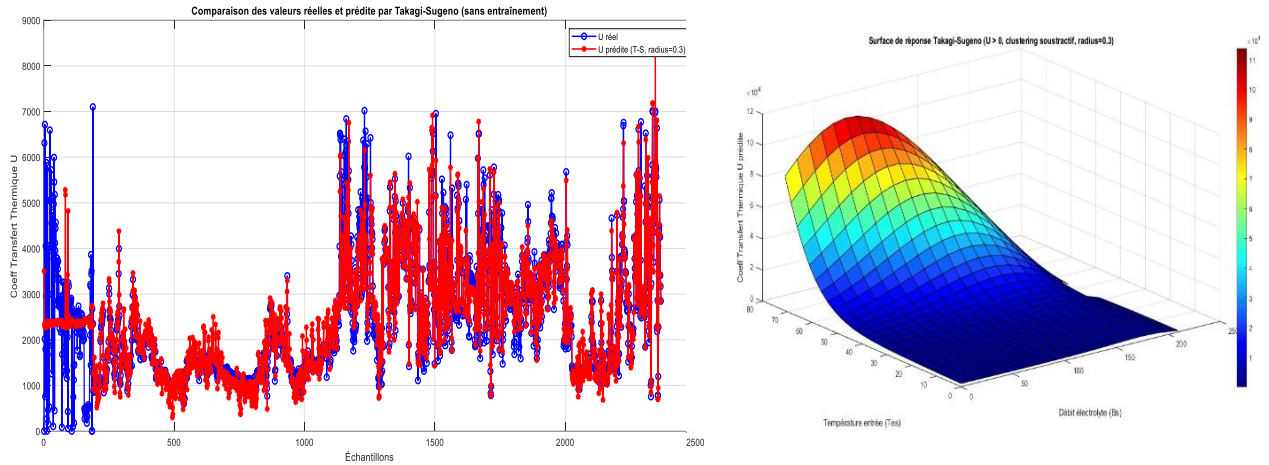


Figure 6. Comparaison entre les valeurs réelles et prédites de U par le modèle T-S et surface de réponse correspondante.

Afin d'améliorer cette représentation, le modèle T-S a ensuite été entraîné par ANFIS pendant 300 époques. L'apprentissage qui a pris 7,08 secondes sur la configuration informatique décrite précédemment, conserve une structure à quatre règles tout en ajustant les fonctions d'appartenance gaussiennes et les paramètres des conséquents. Les paramètres optimisés sont présentés au **Tableau 4**.

Règles	<i>Bs</i>		<i>Tes</i>		ΔP	
	<i>c</i>	σ	<i>c</i>	σ	<i>c</i>	σ
R1	198,77	35,859	51,66	7,544	0,425	0,032
R2	225,64	35,855	44,88	7,520	0,680	0,086
R3	288,35	35,853	49,34	7,521	1,127	0,226
R4	168,37	35,851	44,41	7,539	0,753	0,098

Tableau 4. Paramètres des fonctions d'appartenance gaussiennes après apprentissage ANFIS.

Les conséquents optimisés deviennent :

$$U_1 = -474,97Bs + 264,75Tes + 72520,83\Delta P + 41182,87 \quad (15)$$

$$U_2 = -626,25Bs + 365,34Tes + 97263,84\Delta P + 50715,61 \quad (16)$$

$$U_3 = -462,80Bs + 255,81Tes + 71398,27\Delta P + 39809,56 \quad (17)$$

$$U_4 = -12,87Bs + 123,24Tes + 630,36\Delta P + 1890,25 \quad (18)$$

Comme pour le modèle T-S initial, ces coefficients représentent des relations locales conditionnées par l'activation des règles. L'amélioration apportée par ANFIS est évaluée par comparaison avec le modèle T-S initial et la Régression Linéaire Multiple (RLM) utilisée comme référence (**Tableau 5**).

Modèle	RMSE (W/m²K)	MAE (W/m²K)	R²
RLM	1150	839	0,239
T-S	582	308	0,805
ANFIS	429	160	0,894

Tableau 5. Comparaison des performances prédictives des modèles RLM, T-S et ANFIS.

La RLM présente une capacité explicative limitée $R^2=0,239$, tandis que le modèle T-S porte R^2 à 0,805 et réduit la RMSE à 582 W/m²K. Après apprentissage, l'ANFIS atteint $R^2=0,894$, une RMSE de 429 W/m²K et une MAE de 160 W/m²K. Par rapport au T-S initial, cela correspond à des réductions de 26,33 % de la RMSE et de 47,87 % de la MAE, ainsi qu'à une augmentation de R^2 de 0,089. Ces résultats montrent l'intérêt de l'adaptation neuro-floue pour représenter les relations non linéaires entre B_s , T_{es} , ΔP et U .

La surface de réponse ANFIS (**Figure 7**) illustre le caractère non linéaire de la relation entre les variables opératoires et U , ainsi que l'amélioration de la représentation du comportement observé par rapport au modèle T-S initial dans le domaine couvert par les données.

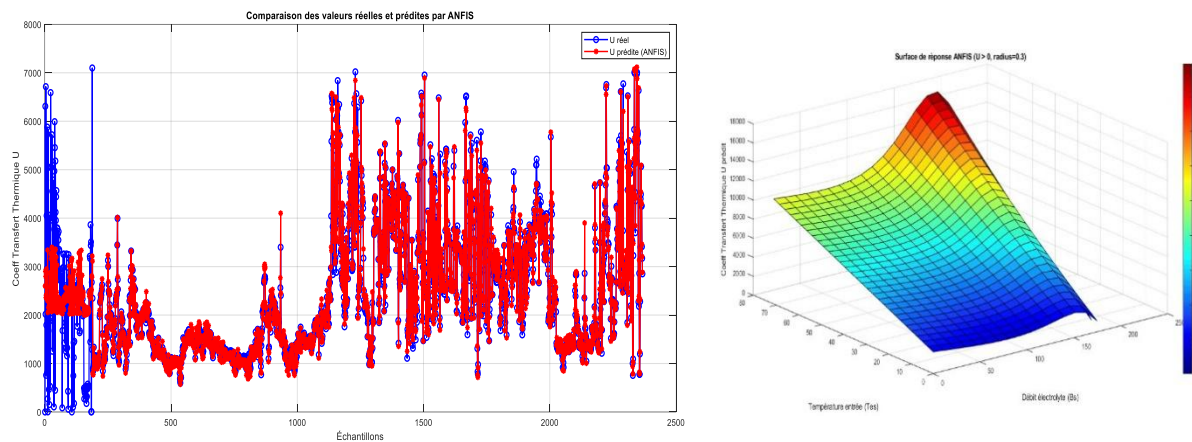


Figure 7. Comparaison entre les valeurs réelles et prédites de U par ANFIS et surface de réponse correspondante.

2.4. Validation croisée et capacité de généralisation

Nous avons évalué la capacité de généralisation du modèle ANFIS par une validation croisée à cinq plis. Afin d'éviter toute fuite d'information, le clustering soustractif, la génération du système flou et l'apprentissage ANFIS ont été réalisés indépendamment sur les données d'apprentissage de chaque pli, puis évalués sur le sous-ensemble de test correspondant. Les résultats sont présentés au **Tableau 6** et visualisés sur la **Figure 8**.

Pli	Règles	RMSE test (W/m ² K)	MAE test (W/m ² ·K)	R ² test	Temps (s)
1	4	396,76	131,33	0,908	6,70
2	4	462,16	193,78	0,887	5,82
3	3	497,83	200,28	0,863	4,26
4	4	433,73	152,83	0,889	5,82
5	4	370,74	138,42	0,913	6,80
Moyenne ±	—	432,24 ±	163,33 ±	0,892 ±	5,88 ±
Ecart-Type		50,60	31,81	0,020	1,02

Tableau 6. Performances du modèle ANFIS en validation croisée à cinq plis.

Le temps moyen d'apprentissage en validation croisée est de $5,88 \pm 1,02$ secondes par pli, pour un temps cumulé de 29,40 secondes sur les cinq plis. Les performances moyennes de test atteignent ainsi une RMSE de 432 ± 51 W/m²K, une MAE de 163 ± 32 W/m²K et $R^2=0,892 \pm 0,020$. Les prédictions hors-échantillon regroupées sur les cinq plis donnent une RMSE de 435 W/m²K, une MAE de 163 W/m²K et $R^2=0,891$, valeurs proches de celles du modèle entraîné sur l'ensemble des données ($R^2=0,894$, $RMSE = 429$ W/m²K).

La structure comporte quatre règles dans quatre plis et trois règles dans le troisième pli, montrant une stabilité structurelle élevée, bien que non parfaite. La faible différence entre les performances d'apprentissage et de test ne met pas en évidence de dégradation importante en validation croisée et soutient la capacité de généralisation du modèle sur la base étudiée.

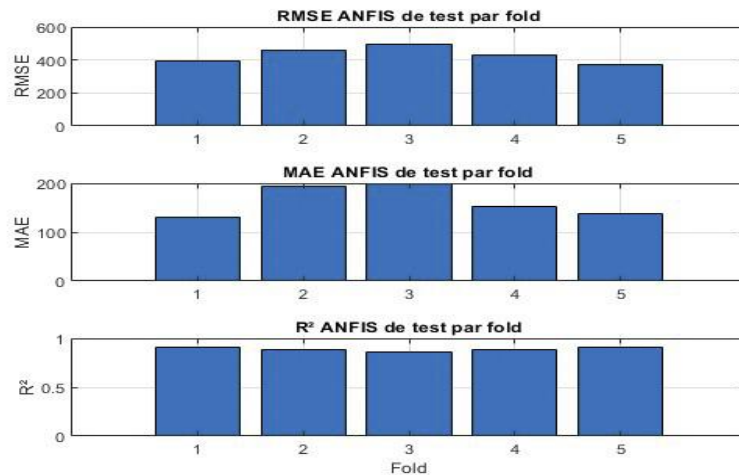


Figure 8. Comparaison des performances du modèle ANFIS pour les cinq plis de validation croisée.

2.5. Analyse probabiliste par simulation de Monte-Carlo

Lors de la simulation Monte-Carlo de 10 000 scénarios à partir du modèle ANFIS entraîné sur 2 367 observations, les variables B_s , T_{es} et ΔP ont été générées indépendamment suivant des lois uniformes bornées par leurs valeurs expérimentales, respectivement 0 - 338,03 m³/h, 0 - 70,90°C et 0 - 1,432 bar. Le modèle ANFIS à quatre règles présente une RMSE d'apprentissage de 429 W/m²·K ; son entraînement a nécessité 7,083 secondes et l'évaluation des 10 000 scénarios 0,173 secondes.

Parmi les scénarios générés, 6 414 (64,14 %) conduisent à $U > 0$, contre 3 586 (35,86 %) à $U < 0$. Pour les prédictions positives, U présente une médiane de 8607 W/m²K, un intervalle interquartile de 4 745 à 21 423 W/m²K et des valeurs comprises entre 14,58 et 143 773 W/m²K (**Figure 9**). La présence de valeurs négatives ou très élevées montre que le respect des seules bornes marginales ne garantit pas que les combinaisons (B_s , T_{es} , ΔP) appartiennent au domaine conjoint représenté dans les données d'apprentissage. Nous interprétons donc ces valeurs comme étant des manifestations de l'extrapolation du modèle, et non comme des états physiques de fonctionnement de l'échangeur.

Sur l'ensemble des simulations, les corrélations de U avec B_s , T_{es} et ΔP sont respectivement de -0,564, 0,186 et 0,542 ; pour $U > 0$, elles deviennent 0,054, 0,234 et 0,415. Ces coefficients décrivent la réponse du modèle ANFIS dans l'espace synthétique exploré et ne doivent pas être assimilés à des relations physiques expérimentales, les variables d'entrée ayant été générées indépendamment. Cette analyse met ainsi en évidence les limites d'un échantillonnage Monte - Carlo fondé uniquement sur les bornes individuelles et justifie, dans l'étape suivante, le recours à une simulation Monte-Carlo inverse contrainte pour rechercher des conditions opératoires associées à une performance thermique cible.

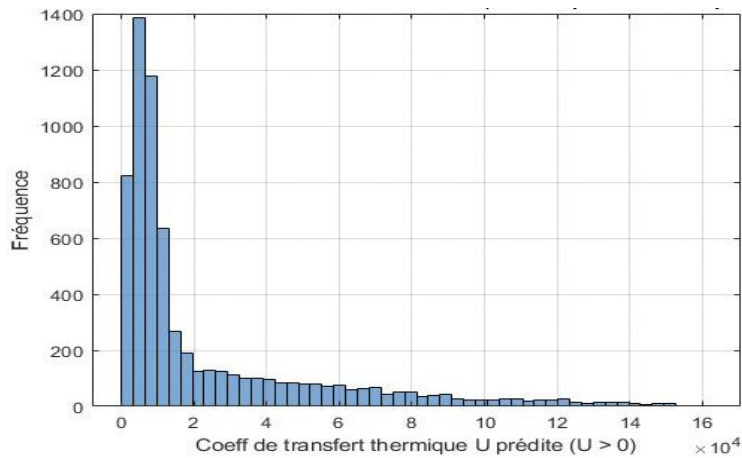


Figure 9. Distribution des prédictions positives du coefficient global de transfert thermique U obtenues par simulation Monte-Carlo ($N=10000$).

2.6. Recherche de conditions opératoires cibles par simulation Monte-Carlo inverse

La dernière étape a consisté à exploiter le modèle neuro-flou dans une procédure de Monte - Carlo inverse afin de rechercher les conditions opératoires permettant d'atteindre un coefficient global de transfert thermique cible de l'ordre de $U = 4\,000\text{ W/m}^2\text{K}$. Cette valeur a été retenue en référence à la fiche constructeur, qui indique $U=4\,066\text{ W/m}^2\text{K}$ en condition encrassée et $U=5285\text{ W/m}^2\text{K}$ en condition propre [2]. Elle constitue donc une approximation de la performance de référence en condition encrassée et non un optimum déterminé par le modèle.

L'exploration probabiliste de l'espace de fonctionnement a conduit aux valeurs présentées dans le **Tableau 7**.

Variable	Moyenne	Médiane	Écart-type	Q1-Q3
B_s (m^3/h)	200,61	192,55	61,38	144,09–250,57
T_{es} ($^{\circ}\text{C}$)	40,03	39,98	1,49	38,90–41,18
ΔP (bar)	0,647	0,613	0,407	0,257–0,976
U ($\text{W/m}^2\text{K}$)	3 971	3 983	286	3 712–4 195

Tableau 7. Caractéristiques des conditions opératoires associées à la cible

Sur les 50 000 scénarios générés, 334 (0,67 %) satisfont simultanément les critères $U>0$, $U=4\,000\pm500\text{ W/m}^2\text{K}$ et $T_{es}=40\pm3^{\circ}\text{C}$. Les conditions moyennes de cette zone sont $B_s=200,61\text{ m}^3/\text{h}$, $T_{es}=40,03^{\circ}\text{C}$, $\Delta P=0,647\text{ bar}$ et $U=3971\text{ W/m}^2\text{K}$. Le scénario simulé le plus proche de la cible correspond à $B_s=162\text{ m}^3/\text{h}$, $T_{es}=40,1^{\circ}\text{C}$, $\Delta P=0,399\text{ bar}$ et $U=3\,999\text{ W/m}^2\text{K}$. Ces valeurs sont interprétées comme des conditions candidates et non comme un optimum industriel validé.

En somme, ces résultats montrent que l'approche hybride proposée permet de prédire U avec une bonne stabilité, d'identifier différents régimes de fonctionnement et de rechercher, sous contraintes, des conditions opératoires associées à une performance thermique cible, tout en mettant en évidence les limites d'extrapolation du modèle.

3. Discussion

Les résultats que nous avons obtenus montrent que l'approche hybride proposée associe efficacement la prédiction du coefficient global de transfert thermique U , l'identification de régimes de fonctionnement et l'exploration de conditions opératoires. L'amélioration obtenue par ANFIS, sa stabilité en validation croisée, l'identification de quatre régimes et la recherche d'une zone opératoire associée à une performance thermique cible, constituant ainsi les principaux apports de notre étude.

3.1. Amélioration de la prédiction par ANFIS

Après 300 époques d'apprentissage, l'ANFIS améliore sensiblement le modèle T-S ; car la RMSE passe de 582 à 429 W/m²K, la MAE de 308 à 160 W/m²K et R^2 de 0,805 à 0,894, soit des réductions respectives de 26,33 % et 47,87 % des deux erreurs. La validation croisée à cinq plis confirme cette stabilité, avec une RMSE de 432 ± 51 W/m²K, une MAE de 163 ± 32 W/m²K et $R^2 = 0,892 \pm 0,020$. Les prédictions hors-échantillon regroupées conduisent à $R^2 = 0,891$. Quatre règles sont obtenues dans quatre plis et trois dans un pli, indiquant une stabilité structurelle élevée, bien que non parfaite. Ces résultats confirment l'intérêt de l'ANFIS pour représenter les relations non linéaires à partir des données [9].

L'intérêt de l'ANFIS réside dans l'ajustement conjoint des fonctions d'appartenance et des conséquents T-S, tout en conservant une structure à règles plus interprétable qu'un ANN conventionnel [9]. Cette approche complète les méthodes thermiques classiques, notamment la DTML et l'e-NTU [12,18], sans se substituer à leur fondement physique.

3.2. Exploration Monte-Carlo et limites d'extrapolation

Le couplage ANFIS–Monte-Carlo a permis d'explorer 10000 scénarios générés dans les plages expérimentales de B_s , T_{es} et ΔP . Toutefois, l'échantillonnage indépendant des variables ne préserve pas nécessairement leur structure conjointe observée expérimentalement. L'apparition de prédictions négatives ou extrêmes de U met ainsi en évidence des situations d'extrapolation du modèle plutôt que des états physiques de l'échangeur.

Les corrélations obtenues dans cet espace synthétique décrivent donc principalement la réponse du modèle ANFIS aux scénarios générés et ne doivent pas être interprétées comme des relations physiques expérimentales. Cette analyse montre l'intérêt d'un échantillonnage futur préservant davantage les dépendances entre variables opératoires.

3.3. Régimes de fonctionnement et indicateurs indirects de dégradation

Avec le clustering soustractif, nous avons identifié quatre régimes : une performance thermique relativement faible sous charge hydraulique modérée, un régime intermédiaire à performance élevée, un régime de forte sollicitation hydraulique à performance élevée et un régime de faible sollicitation hydraulique à performance élevée. Cette segmentation complète la prédiction de U en caractérisant différentes régions de fonctionnement, tout en limitant la définition subjective des règles floues [5].

Nous restons néanmoins prudents quant à l'interprétation de ΔP . Cette variable caractérise l'état hydraulique et peut constituer un indicateur indirect d'une modification de l'état de l'échangeur lorsqu'elle est analysée conjointement avec U [3,15]. Nous estimons donc qu'en l'absence de mesure indépendante des dépôts ou de la résistance d'encrassement, les quatre régimes ne peuvent cependant pas être assimilés directement à des niveaux d'encrassement. Une utilisation diagnostique de ΔP nécessiterait donc une validation expérimentale spécifique.

3.4. Zone opératoire associée à la performance cible

La simulation Monte-Carlo inverse contrainte nous a permis de passer de la prédiction à la recherche de conditions opératoires associées à une performance cible. Sur 50 000 scénarios, avec les contraintes $U=4000\pm500 \text{ W/m}^2\text{K}$ et $T_{es}=40\pm3 \text{ }^\circ\text{C}$, 334 solutions (0,67 %) ont été retenues. La solution la plus proche de la cible correspond à $B_s=162 \text{ m}^3/\text{h}$, $T_{es}=40,1^\circ\text{C}$, $\Delta P=0,399 \text{ bar}$ et $U=3999 \text{ W/m}^2\text{K}$.

La cible $U\approx4000 \text{ W/m}^2\text{K}$ est cohérente avec la valeur du constructeur de $4\,066 \text{ W/m}^2\text{K}$ en condition encrassée (fouled), contre $5285 \text{ W/m}^2\text{K}$ en condition propre (clean). Elle constitue donc une performance de référence et non un optimum déterminé par le modèle, conduisant ainsi vers une solution qui représente un point d'une zone opératoire compatible avec la cible.

La bande étroite observée entre B_s et ΔP dans la **Figure 10** résulte du conditionnement des scénarios par les contraintes imposées. Elle traduit une relation de compensation au sein de la surface de réponse ANFIS et ne constitue pas la démonstration d'une relation hydraulique linéaire dans les données expérimentales.

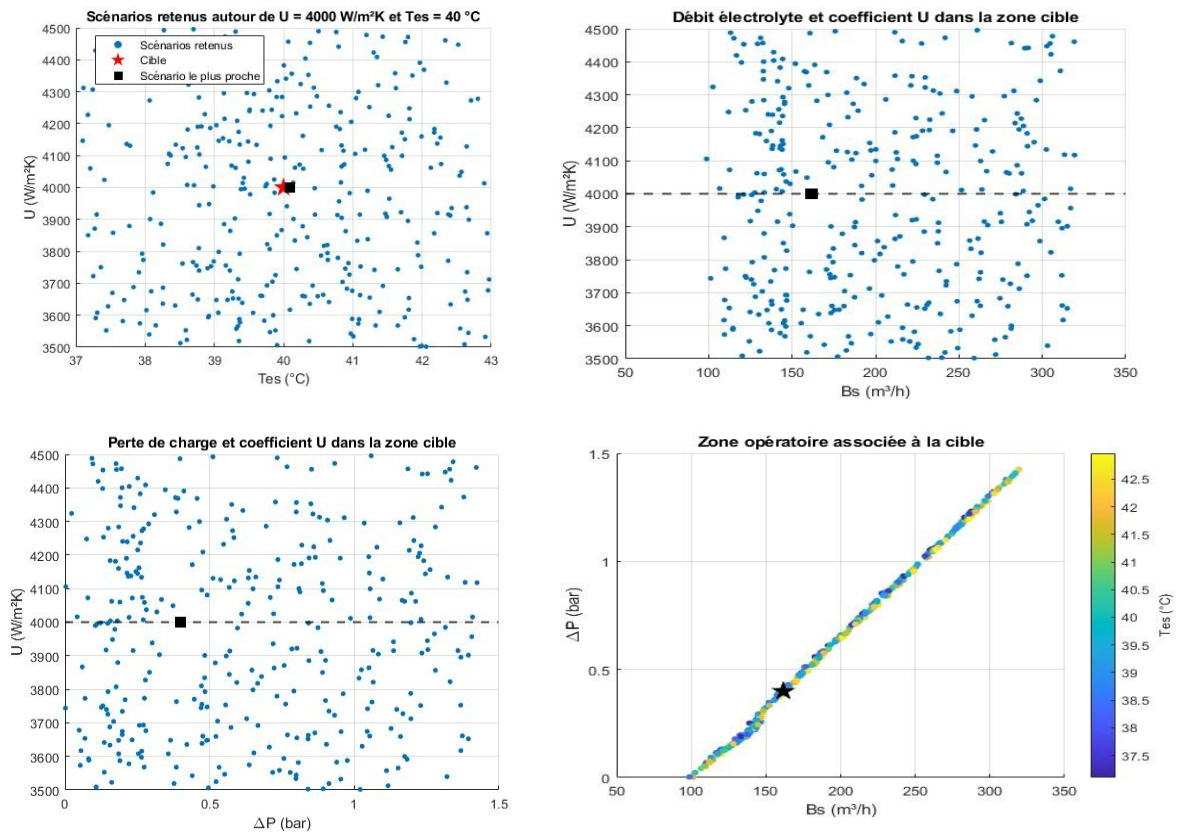


Figure 10. Zone de solutions Monte-Carlo associée à $U\approx4000 \text{ W/m}^2\text{K}$ et $T_{es}\approx40 \text{ }^\circ\text{C}$.

3.5. Apport global de l'approche hybride

L'apport de cette étude réside dans la complémentarité des méthodes utilisées : l'analyse thermodynamique fournit le cadre physique [12,18], le clustering et le modèle T-S identifient des régimes locaux, l'ANFIS améliore leur représentation par apprentissage adaptatif [5,9], et Monte-Carlo permet d'explorer le domaine de réponse puis, sous contraintes, de rechercher des conditions associées à une performance cible.

L'approche permet ainsi (a) d'identifier quatre régimes de fonctionnement, (b) d'améliorer la prédiction de U par rapport à la RLM et au T-S initial, (c) de mettre en évidence les limites d'extrapolation lors d'un échantillonnage ne préservant pas la structure conjointe des variables et (d) d'identifier une zone opératoire associée à $U \approx 4000 \text{ W/m}^2\text{K}$. Elle constitue une base pour un futur outil d'aide à la conduite et de surveillance des performances, sous réserve d'une validation expérimentale avant toute utilisation diagnostique ou industrielle.

3.6. Comparaison avec les travaux antérieurs

L'ANFIS atteint $R^2=0,894$, une RMSE de $429 \text{ W/m}^2\text{K}$ et une MAE de $160 \text{ W/m}^2\text{K}$. Ces résultats sont cohérents avec les travaux montrant l'intérêt des ANN et ANFIS pour la modélisation non linéaire des échangeurs [10,11,16]. Les performances ne sont toutefois pas directement comparables en raison des différences de variables cibles, de données et de conditions expérimentales ; le **Tableau 8** constitue donc une comparaison méthodologique et non un classement des modèles.

Étude	Cible	Approche	Performance principale	Particularités
Nazari et al. (2022) [16]	Coefficient de transfert thermique	ANN / ANFIS	$R^2 \approx 0,99$; erreur relative $< 2,55 \%$	Données thermo-fluidiques contrôlées
Jradi et al. (2023) [10]	Résistance d'encrassement	ANN	Forte concordance prédiction-expérience	361 observations industrielles
Jradi et al. (2024) [11]	Résistance d'encrassement	RSM / ANN / ANFIS	RSM : $R^2=0,9998$; RMSE $= 7,7064 \times 10^{-7}$	Comparaison RSM–ANN–ANFIS
Anantharaman et al. (2025) [1]	$U(t)$ et encrassement	Réseau neuronal informé par la physique	Amélioration par rapport aux PINN de référence	Estimation dynamique de $U(t)$
Présente étude	Coefficient global U	RLM / T-S / ANFIS / Monte-Carlo	ANFIS : $R^2=0,894$; RMSE $= 429$; MAE $= 160 \text{ W/m}^2\text{K}$	2367 observations ; régimes de fonctionnement et zone opératoire cible

Tableau 8. Comparaison méthodologique avec des approches de modélisation appliquées aux échangeurs de chaleur.

La spécificité de cette étude réside ainsi moins dans la seule valeur des indicateurs prédictifs que dans l'intégration du clustering, du T-S, de l'ANFIS et de Monte-Carlo sur des données industrielles, depuis l'identification des régimes jusqu'à la recherche d'une zone opératoire cible. La validation croisée ($R^2=0,892 \pm 0,020$) soutient la stabilité prédictive du modèle, tandis que les résultats Monte-Carlo en délimitent explicitement les conditions d'interprétation et les limites d'extrapolation.

Conclusion

Dans cette étude, nous avons développé une méthodologie hybride pour modéliser les performances thermiques de l'échangeur à plaques industriel 60HX002 de MMG Kinsevere et rechercher des conditions opératoires associées à une performance cible. L'association du clustering soustractif, du modèle flou Takagi–Sugeno, de l'ANFIS et de la simulation Monte-Carlo a permis de représenter les non-linéarités du procédé et d'identifier quatre régimes de fonctionnement.

Après 300 époques d'apprentissage, le modèle ANFIS a atteint $R^2=0,894$, une RMSE de 429 W/m²K et une MAE de 160 W/m²K, soit des réductions respectives de 26 % et 48 % par rapport au modèle T-S initial. La validation croisée à cinq plis a confirmé sa stabilité prédictive, avec un coefficient de détermination de $R^2=0,892\pm0,020$, une RMSE de 432 ± 51 W/m²K et une MAE de 163 ± 32 W/m²K.

La simulation Monte-Carlo directe de 10 000 scénarios a mis en évidence les limites d'un échantillonnage indépendant des variables opératoires, notamment par l'apparition de prédictions non physiques ou extrêmes. La simulation inverse contrainte de 50 000 scénarios a, quant à elle, identifié 334 solutions (0,67 %) satisfaisant $U=4000\pm500$ W/m²K et $T_{es}=40\pm3$ °C. Cette cible est proche de la valeur du constructeur de $U=4066$ W/m²K en condition encrassée. La solution la plus proche correspond à $B_s=162$ m³/h, $T_{es}=40,1$ °C et $\Delta P=0,399$ bar, pour $U=3999$ W/m²K. Elle constitue un point représentatif d'une zone opératoire associée à la performance cible, et non un optimum unique.

Ainsi, l'approche proposée fournit une base pour la prédiction du coefficient global de transfert thermique U , l'identification des régimes de fonctionnement et la recherche de conditions opératoires adaptées. En perspective, la validation expérimentale des zones identifiées et le suivi conjoint de U et de ΔP permettront d'évaluer leur intérêt pour la surveillance de la dégradation des performances, l'aide à la conduite et, à terme, le développement d'une stratégie de maintenance prédictive de l'échangeur 60HX002.

Remerciements

Nous tenons à remercier le Professeur émérite André Bandekela, le Professeur Jean-Claude Mukaz et le Docteur Clément Kikuni pour l'encadrement lors de la conduite de cette recherche. Tenons également à remercier les ingénieurs Jean Serge Kasongo et Kilauri Asani pour avoir facilité l'accès aux données de supervision de l'échangeur industriel à plaques 60HX002 dans SCADA au sein de l'usine hydrométallurgique de MMG Kinsevere.

Références

- [1] Anantharaman, R., Gonzalez Rojas, C., van Leeuwen, L. A., & Özkan, L. (2025) "Estimation of heat transfer coefficient in heat exchangers from closed-loop data using neural networks" arXiv:2504.05282.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.05282>
- [2] Ausenco. (2008) "Electrolyte–electrolyte heat exchanger: Equipment data sheet 60-HX-002" (Document No. 1731-DS-HX002, Rev. 0). Kinsevere Copper Project Stage 2.
- [3] Bott, T. R. (1995) "Fouling of heat exchangers." Elsevier Science.
<https://doi.org/10.1016/B978-0-444-82186-7.X5000-3>
- [4] Chai, T., & Draxler, R. R. (2014) "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? Arguments against avoiding RMSE in the literature." *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247 – 1250.
<https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>
- [5] Chiu, S. L. (1994) "Fuzzy model identification based on cluster estimation" *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2(3), 267–278.
<https://doi.org/10.3233/IFS-1994-2306>
- [6] Davenport, W. G., King, M., Schlesinger, M., & Biswas, A. K. (2002). "Extractive Metallurgy of Copper (4th ed.)". Pergamon.
- [7] Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012) "Data mining: Concepts and techniques (3rd ed.)" Morgan Kaufmann.
<https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5>
- [8] Incropera, F. P., DeWitt, D. P., Bergman, T. L., & Lavine, A. S. (2007) "Fundamentals of heat and mass transfer (6th ed.)" John Wiley & Sons.
- [9] Jang, J.-S. R. (1993) "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system" *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665–685.
<https://doi.org/10.1109/21.256541>
- [10] Jradi, R., Marvillet, C., & Jeday, M. R. (2023) "Estimation and sensitivity analysis of fouling resistance in phosphoric acid/steam heat exchanger using artificial neural networks and regression methods" *Scientific Reports*, 13, 17889.
<https://doi.org/10.1038/s41598-023-44516-6>
- [11] Jradi, R., Marvillet, C., & Jeday, M. R. (2024) "Multi-objective optimization and performance assessment of response surface methodology (RSM), artificial neural network (ANN) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for estimation of fouling in phosphoric acid/steam heat exchanger." *Applied Thermal Engineering*, 248, 123255.
<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2024.123255>
- [12] Kakaç, S., Liu, H., & Pramuanjaroenikij, A. (2012) "Heat exchangers: Selection, rating, and thermal design (3rd ed.)" CRC Press.
<https://doi.org/10.1201/b11784>
- [13] Kordosky, G. A. (2002) "Copper recovery using leach/solvent extraction/electrowinning technology: Forty years of innovation, 2.2 million tonnes of copper annually" *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 102(8), 445–450.
- [14] Markowski, M., & Trzcinski, P. (2025) "Comparison of the analytical model with neural network model on the case of heat exchanger behavior under fouling". *Scientific Reports*, 15, 42078.
<https://doi.org/10.1038/s41598-025-26069-y>
- [15] Müller-Steinhagen, H., Malayeri M.R., & Watkinson, P. (2011) "Heat exchanger fouling: Mitigation and cleaning technologies" Publico Publications.
<https://doi.org/10.1080/01457632.2010.503108>
- [16] Nazari, R., Beiki, H., & Esfandyari, M. (2022) "Simulation of turbulent convective heat transfer of γ -Al₂O₃/water nanofluid in a tube by ANN and ANFIS models" *Journal of Thermal Engineering*, 8(1).
<https://doi.org/10.18186/thermal.1067050>

- [17] Schlesinger, M. E., King, M. J., Sole, K. C., & Davenport, W. G. (2011) “Extractive Metallurgy of Copper (5th ed.)” Elsevier.
- [18] Shah, R. K., & Sekulić, D. P. (2003) “Fundamentals of heat exchanger design” John Wiley & Sons.
<https://doi.org/10.1002/9780470172605>
- [19] Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-15(1), 116–132.
<https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>