

Analyse de différents modèles de prédiction de l'encrassement dans un échangeur de chaleur à partir de données expérimentales

Christophe WEBER^{1,2*}, Brice TREMEAC³, Christophe MARVILLET³, Cathy CASTELAIN²

¹NéoTherm Consulting SAS, 30 Allée du lac d'Aiguebelette, Bâtiment Passerelle 7, Savoie Technolac, BP 80355, 73375 Le Bourget du Lac

²Laboratoire de Thermocinétique de Nantes (LTN, UMR CNRS 6607), La chantrerie, rue Christian Pauc, BP 50609, 44306 Nantes Cedex 3

³Laboratoire Chimie Moléculaire, Génie des Procédés Chimiques et Energétiques (CMGPCE, EA7341, CNAM), 292 rue Saint Martin, 75141 Paris Cedex

*(auteur correspondant : weber@neotherm-consulting.com)

Résumé

L'encrassement dans les échangeurs de chaleur est un problème récurrent dans de nombreuses industries. Dans cette étude, un banc d'essais instrumenté permet de recréer plusieurs situations d'encrassement distinctes et d'obtenir des données expérimentales. Ces dernières sont analysées et utilisées dans le cadre de la comparaison de différentes méthodes de modélisation et de prédiction. A ce titre, un modèle asymptotique et deux méthodes statistiques (Régression linéaire multiple et réseaux de neurones artificiels) sont comparés.

Nomenclature

C	concentration en particules, $g.l^{-1}$
Dh	diamètre hydraulique, m
F	facteur correctif
h	coefficient d'échange partiel, $W.m^{-2}.K^{-1}$
\dot{m}	débit massique, $kg.s^{-1}$
n	nombre d'observation
Nu	nombre de Nusselt
Pr	nombre de Prandtl
\dot{Q}	puissance thermique, W
Rf	résistance d'encrassement, $m^2.K.W^{-1}$
Re	nombre de Reynolds
S	surface, m^2
T	température, K
t	temps, s
U	coefficient d'échange global, $W.m^{-2}.K^{-1}$
V	Vitesse d'écoulement, $m.s^{-1}$
x,y	valeur de données de l'échantillon
\bar{x}, \bar{y}	moyenne arithmétique de x et y

Symboles grecs

Δ	écart d'une grandeur entre deux points
ε	erreur relative, %
λ	conductivité thermique, $W.m^{-1}.K^{-1}$
σ	écart type, -
τ	temps nécessaire pour atteindre 63,2% de R_f^* , s

Indices et exposants

e	entrée
c	chaud
ech	échange
f	froid
ml	moyenne logarithmique
mod	modèle
o	origine (propre)
re	réelle
s	sortie
$*$	valeur asymptotique

1. Introduction

L'encrassement dans les échangeurs thermiques a de fortes répercussions sur les performances énergétiques des installations thermiques et induit inévitablement des surcoûts notables à la fois sur l'investissement lors de la conception des dispositifs mais surtout lors de l'exploitation de ceux-ci : ces surcoûts sont principalement dus à l'accroissement des consommations énergétiques, aux pertes de production et aux frais de maintenance [1].

L'absence d'outil numérique, de protocole et de méthodologie permettant de prévoir la cinétique d'encrassement et ensuite d'agir efficacement sur les effets de l'encrassement des échangeurs thermiques est à l'origine de cette étude. A travers la réalisation d'un banc d'essais et la mise en place de différentes techniques de détection, nous présentons une méthodologie qui intègre la mise en œuvre et la validation de méthodes d'analyse de données expérimentales, le développement et la validation d'un outil de prédiction des effets d'encrassement à partir de la connaissance d'un nombre réduit de données de fonctionnement. Cet outil doit ainsi permettre, à terme, de déterminer une cinétique réaliste d'encrassement et de permettre d'élaborer une pratique adaptée de maintenance en vue d'une minimisation des coûts énergétiques et des coûts d'intervention.

2. Présentation du dispositif expérimental

2.1. Boucle thermique et ses composants

Le banc d'essais mis en œuvre (figure 1), d'une puissance thermique de 5 kW, est composé de deux circuits : un circuit chaud et un circuit froid. Ils sont reliés entre eux par l'échangeur de chaleur objet des campagnes d'essais. Cet échangeur est de type plaques et joints d'une gamme industrielle ($S_{ech}=0,18m^2/plaque$) avec des corrugations d'un angle de 60° par rapport à l'écoulement. L'écoulement est à contre-courant avec une circulation ascendante du fluide froid, représentant le fluide encrassant. Le nombre de plaques est de 3, correspondant ainsi à un canal par fluide. Un assemblage en série d'un ballon de stockage (type ballon ECS) d'un volume de 100 litres couplé à une résistance électrique permet la production d'eau chaude. Un groupe de production de froid par compression d'un fluide frigorigène (R407C) permet lui la production de froid via l'évaporateur. Le dit évaporateur, de type serpentín hélicoïdal, est inséré dans une cuve de 80 litres.

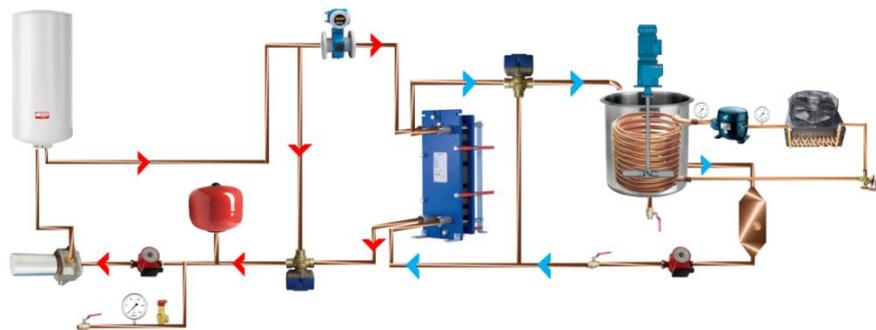


Figure 1 : Schéma de principe de l'installation

2.2. Fluide encrassant

Des particules d'oxyde de titane anatase sont injectées dans le fluide froid (eau de ville) afin de simuler un fluide encrassant. Un agitateur mis en place dans la cuve de stockage du fluide froid permet un mélange et une mise en suspension homogène des particules. Ces dernières ont un diamètre moyen de $5\mu m$ et présentent une faible dispersion (figure 2) même après passage dans les organes de fonctionnement (figure 3) pouvant induire un cisaillement.

2.3. Métrologie

Une métrologie est mise en place aux bornes de l'échangeur afin de contrôler la performance thermique et hydraulique de l'échangeur de chaleur à travers les paramètres usuels que sont : le débit volumique du fluide propre (chaud) avec un débitmètre électromagnétique, la perte de charge sur le fluide encrassant (froid) à l'aide de deux prises de pression reliées à un pressostat différentiel et 4 mesures de température à l'aide de

thermocouples de type K montés en doigts de gant aux bornes de l'échangeur (entrée chaud et froid, sortie chaud et froid). Ces mesures nous permettent d'établir les bilans thermiques et de conservation afin d'évaluer la puissance thermique (\dot{Q}), le débit massique du fluide froid (\dot{m}_f), l'écart de température moyen logarithmique (ΔT_{ml}) et enfin le coefficient d'échange thermique global (U) à l'aide des 3 équations qui suivent :

$$\dot{Q} = \dot{m}_c \times Cp_c \times (T_{ec} - T_{sc}) \quad (1)$$

$$\dot{Q} = \dot{m}_f \times Cp_f \times (T_{sf} - T_{ef}) \quad (2)$$

$$\dot{Q} = U \times S_{ech} \times \Delta T_{ml} \times F \quad (3)$$

F étant un facteur correctif de l'écart de température moyen logarithmique compris entre 0 et 1. Il permet de prendre en compte, pour un échangeur dont les écoulements ne sont pas à co ou contre-courant parfait, le caractère bi ou tridimensionnel des profils de température (cas des courants-croisés ou mixtes). Dans notre cas, il vaut 1 (configuration à contre-courant).

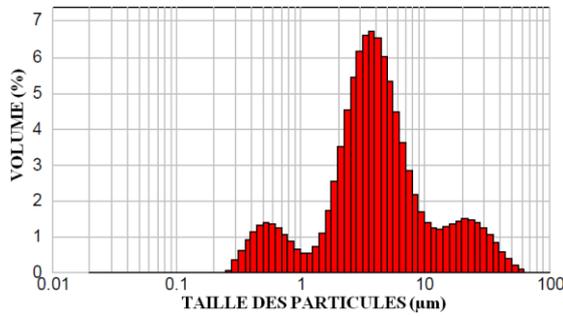


Figure 2: *Distribution granulométrique poudre de TiO₂ – Mesure sur poudre*

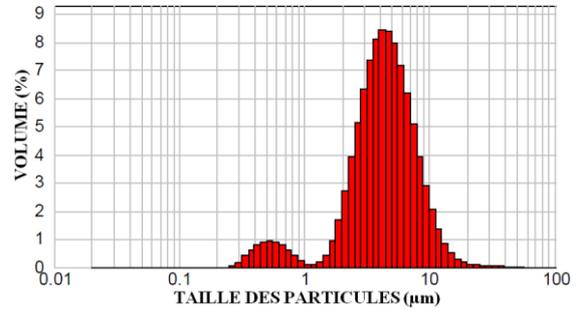


Figure 3 : *Distribution granulométrique poudre de TiO₂ – Mesure après passage dans les organes de fonctionnement*

3. Méthodes d'évaluation de l'encrassement et résultats expérimentaux

3.1. Méthode d'évaluation de l'encrassement

La résistance d'encrassement est évaluée par deux méthodes. La première consiste à mesurer les performances de l'échangeur via l'évaluation du coefficient d'échange global U_o à un état initial propre ($U_o = cste$) et de comparer la baisse de performance entre l'état propre et l'état encrassé tout au long de l'évolution de l'essai. Ce calcul est possible en utilisant les équations (1), (2) et (3) et à l'aide des données issues de l'instrumentation présente sur le banc d'essais. Nous appellerons cette valeur de référence U_o mesuré. La seconde consiste non pas à utiliser une valeur initiale de U_o mesurée et constante mais d'utiliser la corrélation empirique de l'équation (4) [2] permettant de déterminer le coefficient d'échange partiel moyen relatif au fluide chaud et au fluide froid puis d'utiliser la règle d'additivité des résistances thermiques pour déterminer un coefficient d'échange global U_o qui varie ainsi en fonction des conditions de fonctionnement (débit, température, pression, propriétés thermophysiques...etc.). Nous appellerons cette valeur de référence U_o corrélation.

$$Nu = 0.291 \times Re^{0.7} \times Pr^{1/3} = \frac{h \times D_h}{\lambda} \quad (4)$$

Dans tous les cas, le calcul final reste le même et consiste à quantifier la diminution du coefficient d'échange global entre U et U_o et ainsi de remonter sur la valeur de Rf :

$$Rf(t) = \left(\frac{1}{U}\right) - \left(\frac{1}{U_o}\right) \quad (5)$$

On note que l'utilisation de la corrélation empirique (4), établie par expérimentation dans l'étude [2], implique une différence entre U_o mesuré et U_o corrélation qui engendre de fait une différence de valeurs des résistances d'encrassement évaluées dans tous les cas par l'équation (5). Les acquisitions sont réalisées toutes les 2 minutes puis moyennées sur une période de 10 minutes afin de lisser les courbes et minimiser le nombre de données pour les futures analyses. La durée des essais est importante (>650h), notamment pour vérifier le comportement et la valeur asymptotique de la résistance d'encrassement. Le premier essai (essai n°1) représente la situation idéale, sans événements imprévisibles, et le second (essai n°2) représente la même cinétique avec cette fois-ci deux événements imprévisibles. Pour chacune de ces courbes on observe la différence de cinétiques obtenues entre les deux méthodes citées plus haut.

3.2. Résultats expérimentaux

Un choix volontaire d'imposer des conditions d'essais similaires nous permet d'obtenir, comme nous le montre la figure 4, des cinétiques d'encrassement en tout point répétable jusqu'à l'apparition de deux événements imprévisibles lors de l'essai n°2. En effet, l'essai n°1 constitue notre référence et met bien en avant le comportement asymptotique de la cinétique d'encrassement (figure 5). Toujours en ce qui concerne l'essai n°1, on observe sur la figure 5 un point d'inflexion de la cinétique d'encrassement, synonyme d'un réentraînement du dépôt par paquets dû aux forces de cisaillement du fluide [1]. L'essai n°2 (figure 6) comporte lui deux événements imprévisibles constituant ainsi trois phases avec trois évolutions différentes. On note que ces deux événements imprévisibles sont dus à des manipulations d'un opérateur sur le banc d'essais provoquant de fortes secousses au niveau de l'échangeur, et donc un décollement et un réentraînement brusque d'une partie du dépôt.

L'observation des figures 5 et 6 nous montre bien une période d'initiation nulle de l'encrassement pour les courbes bleues et une période d'initiation d'environ 24h pour les courbes rouges. Cela nous conduit à affirmer que le fait de disposer d'une valeur initiale U_o mesurée (courbes bleues) permet d'assurer une détection très rapide d'une baisse de performance et donc de permettre à l'opérateur d'engager des procédures de nettoyage rapide. Cependant, cette valeur étant constante elle impose de fait des erreurs qui peuvent être plus ou moins préjudiciable selon la variation des données de fonctionnement. A l'inverse, la valeur calculée et non constante de U_o (car les coefficients d'échanges locaux évalués avec l'équation (4) varient, entre autres, en fonction des propriétés thermophysiques qui elles même varient en fonction des températures et des conditions d'essais) nous impose cette fois une période d'initiation, donc une détection tardive des premières baisses de la performance thermique de l'échangeur. Elle admet cependant l'avantage de s'adapter à des variations de conditions de fonctionnement puisque la valeur de U_o n'est pas constante. On peut ainsi statuer de manière évidente que le fait de disposer d'une corrélation d'une grande précision pour l'évaluation de U_o permettra, par la suite, de mettre en place des pratiques de maintenance préventive nettement plus adaptées.

On dénote également une différence significative sur les valeurs asymptotiques de résistance d'encrassement, due en partie à la présence d'événements imprévisibles (avec U_o corrélation : $Rf_{essai\ n^{\circ}1}^* = 3.05 \times 10^{-5} \text{ m}^2 \cdot \text{K} \cdot \text{W}^{-1}$ et $Rf_{essai\ n^{\circ}2}^* = 4.25 \times 10^{-5} \text{ m}^2 \cdot \text{K} \cdot \text{W}^{-1}$). On note également que, malgré la présence d'événements qui décollent et entraînent une partie du dépôt lors de l'essai n°2, la valeur asymptotique finale de la résistance d'encrassement est plus forte que celle de l'essai n°1. On explique ce phénomène par le fait que, lors de l'arrachement du dépôt, une partie de ce dernier est ré-entraînée directement dans le fluide et une partie est également déplacée dans des zones dites mortes (moins actives thermiquement comme les zones de recirculation ou de distribution). Or, l'arrachement du

dépôt laisse des microrugosités sur la surface d'échange ce qui favorise par la suite l'adhésion plus rapide et plus forte de nouvelles particules [2] : on constate ce phénomène par l'augmentation assez significative de la pente à l'origine qui caractérise le flux de dépôt.

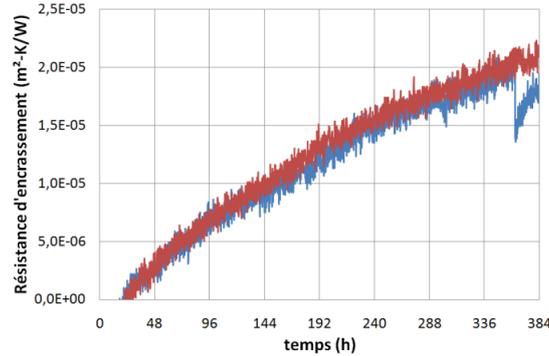


Figure 4: Cinétiques d'encrassement avec U_o corrélation pour les essais n°1 (courbe rouge) et n°2 (courbe bleue) - Répétabilité

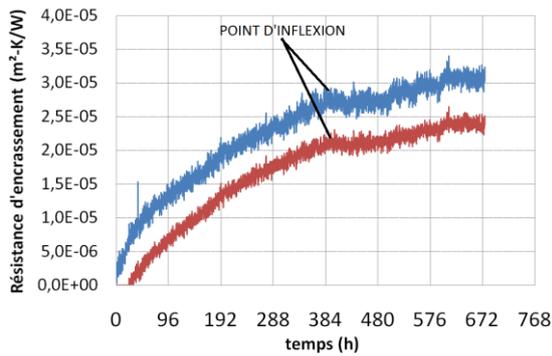


Figure 5 : Cinétique d'encrassement de l'essai n°1 avec U_o mesuré (courbe bleue) et avec U_o corrélation (courbe rouge)

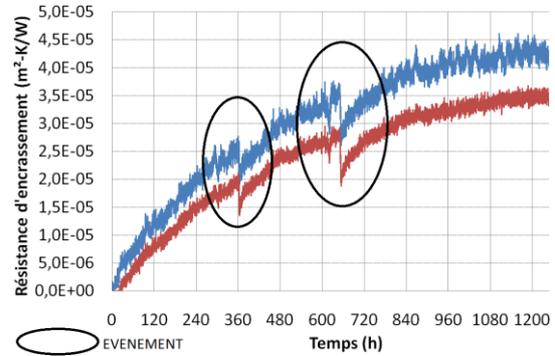


Figure 6 : Cinétique d'encrassement de l'essai n°2 avec U_o mesuré (courbe bleue) et avec U_o corrélation (courbe rouge)

4. Modèles de prédiction

A partir des données expérimentales précédemment obtenues, plusieurs modèles prédictifs sont élaborés. En effet, on analyse les résultats issus de ces différents modèles (déterministe et statistiques) afin d'évaluer, pour chacun d'entre eux, leurs précisions par rapport aux données issues de l'expérimentation mais également l'influence sur la précision du modèle de divers paramètres tels que le nombre de prédicteurs et la taille de l'échantillon. Nous quantifions la précision du modèle à partir des indicateurs suivant : l'écart type σ de l'erreur relative ε , l'erreur relative moyenne ainsi que le coefficient de détermination R^2 (le carré du coefficient de corrélation d'échantillonnage de Pearson) suivant les définitions suivantes:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (7)$$

$$\varepsilon = \left(\frac{Rf_{mod} - Rf_{re}}{|Rf_{re}|} \right) \times 100 \quad (8)$$

$$R^2 = \left[\frac{\sum(x - \bar{x}) \times (y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{x})^2 \times \sum(y - \bar{y})^2}} \right]^2 \quad (9)$$

4.1. Le modèle de Kern et Seaton– Modèle asymptotique

Un des tous premiers modèles corrélatifs permettant la caractérisation de la cinétique d'encrassement est celui de Kern et Seaton [3]:

$$Rf(t) = Rf^* \times (1 - e^{-t/\tau}) \quad (10)$$

Ce modèle donne des résultats plutôt satisfaisants à condition de bien évaluer la valeur asymptotique de la résistance thermique d'encrassement Rf^* ainsi que la constante de temps τ qui conditionnent fortement la précision du modèle.

L'analyse des données qui ont permis de réaliser les tracés de la figure 1 nous donne les résultats des deux grandeurs Rf^* et τ pour l'essai n°1. Le modèle asymptotique est assez fidèle aux données expérimentales avec des coefficients de détermination R^2 proche de 1, un écart type ainsi qu'une erreur relative moyenne assez faible (Tableau 1). En ce qui concerne l'essai n° 2, étant donné la présence des deux événements qui impliquent des chutes brutales des résistances d'encrassement, le modèle asymptotique issu de l'essai 1 ne peut pas s'appliquer sur l'essai n°2, même en déterminant assez précisément les grandeurs Rf^* et τ . Pour appliquer ce dernier de façon plus précise, il serait indispensable de décomposer la cinétique de l'essai n°2 en trois phases bien distinctes et de fait de déterminer trois cinétiques différentes.

	Essai 1 - Rf avec U_o mesuré	Essai 1 - Rf avec U_o corrélation
R^2	0.972	0.988
σ	14.49	13.74
ε moyenne (%)	-5.02	-4.96

Tableau 1: Résultats des indicateurs de précision (R^2 , σ , ε moyenne) pour la modélisation par modèle asymptotique

4.2. Modélisation par régression linéaire multiple

Dans le cadre de la modélisation par Régression Linéaire Multiple (RLM), nous réalisons une étude en ce qui concerne la précision du modèle suivant le nombre de variables utilisé ainsi que suivant la taille de l'échantillon. Le but étant d'obtenir un modèle construit à partir des données de l'essai n°1 et qui soit en mesure de prédire, avec une bonne précision, les données de l'essai n°2, tout en assurant l'usage d'un minimum de variables et de données. L'analyse des coefficients de corrélation nous permet d'éliminer de nombreuses grandeurs mesurées ou calculées et donc de réduire de manière significative le modèle. Le tableau 2 donne les résultats issus de la modélisation par RLM avec trois tailles d'échantillons différents (25% des premières données de l'essai n°1, puis 50% et enfin 100%) et prenant en compte les 18 variables suivantes: temps, débit volumique chaud et froid, température entrée et sortie de chacun des fluides, écart de température de chacun des fluides, nombre de Reynolds et de Prandtl pour le fluide chaud et froid, vitesse d'écoulement du fluide chaud et du fluide froid, écart de température moyen logarithmique, puissance thermique et perte de charge sur le fluide froid. Le tableau 3 montre, dans le cadre de la réduction du modèle, les mêmes résultats avec l'utilisation de 100% des données de l'essai n°1 mais avec seulement 5 variables dans un premier temps (temps, débit volumique du fluide froid et du fluide chaud, température entrée et sortie du fluide chaud) puis dans un second temps avec l'usage de seulement 3 variables (temps, température entrée et sortie du fluide chaud). Il est en effet judicieux de tester cette dernière configuration car elle ne nécessiterait aucune mesure sur le fluide encrassant.

L'analyse des résultats nous permet d'observer que l'indicateur R^2 est toujours très élevé ($R^2 > 0,96$) et n'est donc pas un indicateur discriminant : cela est notamment dû au fait des tailles très importantes des échantillons. Nos comparaisons se focalisent donc sur les deux autres indicateurs. La modélisation par RLM donne des résultats satisfaisants lorsque beaucoup de variables sont utilisées pour construire le modèle. En effet, l'utilisation de la totalité des données de l'essai n°1 permet d'obtenir une erreur relative moyenne de 0,117 % tandis que cette dernière est de 1,357 % en utilisant 25% des données et enfin de 5,567% via l'utilisation de 50% des premières données. On dénote également que la tendance serait de dire que plus la taille de l'échantillon est élevée et plus l'erreur relative, ainsi que l'écart type, sont diminués. Cependant un point d'inflexion (figure 5) existe sur l'échantillonnage représentant 50% des données de l'essai n°1 et fausse ainsi cette affirmation. L'analyse des coefficients de corrélation permettant la réduction du nombre de variable des modèles donne de nettement moins bons résultats avec, à même taille d'échantillon, une augmentation significative de l'écart type et de l'erreur relative. En effet, l'utilisation de 5 variables implique une erreur relative moyenne d'environ -16% tandis que celle issue de la modélisation avec seulement 3 variables est supérieure à 40%.

	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 25% des premières données de l'essai n°1	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 50% premières données de l'essai n°1	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 100% des données de l'essai n°1
R^2	0.9958	0.9934	0.9989
σ	59.896	80.846	30.995
ε moyenne (%)	1.357	5.567	0.117

Tableau 2: Résultats des indicateurs de précision (R^2 , σ , ε moyenne) pour la modélisation par RLM (Régression linéaire multiple)-Modèles avec 18 variables

	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 100% des données de l'essai n°1 – Modélisation avec 5 prédicateurs	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 100% des données de l'essai n°1 – Modélisation avec 3 prédicateurs
R^2	0.962	0.9635
σ	28.101	222.379
ε moyenne (%)	-16,712	40.955

Tableau 3: Résultats des indicateurs de précision (R^2 , σ , ε moyenne) pour la modélisation par RLM (Régression linéaire multiple)-Modèles avec 5 puis 3 variables

4.3. Modélisation par réseaux de neurones artificiels

Nous réitérons la même démarche réalisée pour les modélisations par régression linéaire multiple mais avec une méthode par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA). Les résultats sont récapitulés dans les tableaux 4 et 5. On constate là encore que le coefficient R^2 est élevé avec cependant une valeur d'environ 0,86, via l'utilisation de 25% des données avec 18 variables, qui démontre l'impérieuse nécessité d'utiliser un nombre important de données pour la modélisation par RNA. Les autres résultats, issus des modélisations avec 18 variables et des tailles d'échantillons plus importantes, tendent vers des valeurs de l'erreur relative moyenne et de l'écart type proches de celles obtenues avec la modélisation par RLM. En ce qui concerne la réduction du modèle, bien que moins précises, les modélisations utilisant 5 variables puis 3 variables uniquement permettent d'obtenir des valeurs d'écart type et d'erreur

relative moyenne beaucoup plus satisfaisantes qu'avec la modélisation par RLM. En effet, l'utilisation de 5 variables implique une erreur relative moyenne d'environ -2,4% tandis que celle issue de la modélisation avec seulement 3 variables ne dépasse pas 20%.

	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 25% des premières données de l'essai n°1	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 50% premières données de l'essai n°1	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 100% des données de l'essai n°1
R^2	0.841	0.960	0.997
σ	39.183	10.395	4.186
ε moyenne (%)	-16.997	-3.807	-1.579

Tableau 4: Résultats des indicateurs de précision (R^2 , σ , ε moyenne) pour la modélisation par RNA (Réseaux de Neurones Artificiels)-Modèles avec 18 variables

	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 100% des données de l'essai n°1 – Modélisation avec 5 prédicateurs	Modélisation de R_f de l'essai n°2 avec 100% des données de l'essai n°1 – Modélisation avec 3 prédicateurs
R^2	0.974	0.976
σ	66.058	145.298
ε moyenne (%)	-2,377	19.494

Tableau 5: Résultats des indicateurs de précision (R^2 , σ , ε moyenne) pour la modélisation par RNA (Réseaux de Neurones Artificiels)-Modèles avec 5 puis 3 variables

5. Conclusion

La modélisation par l'utilisation des RNA est, dans ce cas d'étude et en comparaison avec la modélisation par RLM, très intéressante dans l'objectif de réduction du modèle (bons résultats sur les indicateurs caractérisant la précision) mais il semble cependant indispensable d'utiliser des échantillons de données de taille importante afin d'accroître cette précision. L'amélioration des efforts sur la phase d'apprentissage permettra par la suite d'utiliser au mieux les capacités des modélisations par RNA.

Références

- [1] H. Demasles, P. Mercier, P. Tochon, B. Thonon, Guide de l'encrassement des échangeurs de chaleur, Editions GRETH, 2007, ISBN : 2-9502555-5-8
- [2] S. Grangeorge, Contribution à l'étude de l'encrassement particulaire des échangeurs à plaques corruguées en milieu liquide, *Thèse de doctorat de l'INPG*, 1996.
- [3] D.Q. Kern, R.E Seaton, A theoretical analysis of thermal surface fouling, *Brit. Chem. Eng*, 4, n°5, pp 258-262 (1959).
- [4] O. Gudmundsson, O.P. Palsson, H. Palsson and G.R. Jonsson, Comparison of Fouling Detection between a Physical Model and a Black Box Model, *Proceedings of the international conference Heat Exchanger Fouling and Cleaning IX - 2011*, 05-10 June 2011, Crete Island, Greece.

Remerciements

Les auteurs remercient l'IFFI (Institut Français du Froid Industriel) et ses acteurs ainsi que l'ANRT (Association Nationale de la Recherche et de la Technologie) pour le subventionnement dans le cadre de cette thèse CIFRE.