



HAL
open science

Prédiction de l'encrassement dans un échangeur de chaleur à partir de données expérimentales et par la méthode des réseaux de neurones

Christophe Weber, Brice Tremeac, Christophe Marvillet, Cathy Castelain

► To cite this version:

Christophe Weber, Brice Tremeac, Christophe Marvillet, Cathy Castelain. Prédiction de l'encrassement dans un échangeur de chaleur à partir de données expérimentales et par la méthode des réseaux de neurones. Congrès de la Société Française de Thermique, Jun 2019, Nantes, France. hal-03148668

HAL Id: hal-03148668

<https://hal.science/hal-03148668v1>

Submitted on 9 Feb 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Prédiction de l'encrassement dans un échangeur de chaleur à partir de données expérimentales et par la méthode des réseaux de neurones

Christophe WEBER¹, Brice TREMEAC³, Christophe MARVILLET³, Cathy CASTELAIN^{2*}

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

²Laboratoire de Thermique et Energie de Nantes (LTeN, 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 : cathy.castelain@univ-nantes.fr)

Résumé

L'encrassement dans les échangeurs est un problème récurrent dans de nombreuses industries qui engendre des surcoûts à la fois lors de l'investissement mais aussi lors de l'exploitation. L'absence d'outil dédié, permettant aux industriels d'agir efficacement sur les phénomènes d'encrassement des échangeurs thermiques est à l'origine de cette étude. L'objectif est de construire une méthodologie pour permettre d'évaluer in situ les paramètres caractéristiques de l'effet d'encrassement, de mettre en œuvre et de valider ensuite des méthodes d'analyse de ces données pour en extraire un outil de prédiction des effets d'encrassement à partir de la connaissance d'un nombre réduit de données de fonctionnement.

Nomenclature

\dot{m}	débit massique, $kg.s^{-1}$	ε	erreur relative, %
Q_v	débit volumique, $m^3.s^{-1}$	σ	écart type,
\dot{Q}	puissance thermique, W	τ	temps nécessaire pour atteindre 63,2% de R_f^* , s
R^2	Coefficient de détermination		
R_f	résistance d'encrassement, $m^2.K.W^{-1}$		
T	température, K		
t	temps, s		
U	coefficient d'échange global, $W.m^{-2}.K^{-1}$		
	<i>Symboles grecs</i>		
Δ	écart d'une grandeur entre deux points		
			<i>Indices et exposants</i>
		ech	échange
		f	froid
		ml	moyenne logarithmique
		o	origine (propre)
		$*$	valeur asymptotique

1. Introduction

L'encrassement dans les échangeurs thermiques a de fortes répercussions sur les performances énergétiques des installations thermiques et les coûts associés[1, 2, 3]. L'état de l'art met en avant la complexité des phénomènes d'encrassement mis en jeu dans les échangeurs de chaleur [4, 5, 6]. Cette complexité est notamment due à l'influence notable d'un nombre important de variables à prendre en compte et des interactions possibles entre ces dites variables. Malgré les efforts réalisés dans le domaine de la métrologie spécifique à l'encrassement [7, 8, 9], on note qu'aucune des sondes dites d'encrassement n'est aujourd'hui validée en conditions industrielles, et de fait très peu utilisées. Ainsi, la méthode de réalisation de mesures aux bornes de l'échangeur, que ce soit par bilan thermique voir par suivi des pertes de charges, reste la plus commune et la plus utilisée dans le domaine industriel. La plupart des travaux sur la modélisation des effets de l'encrassement sur les performances de l'échangeur,

notamment le modèle de Kern [10] qui constitue encore aujourd'hui la pratique industrielle courante, sont basés sur des modélisations semi-empiriques. L'étude bibliographique a mis en avant d'autres modèles semi-empiriques dont certains issus de travaux plus récents, notamment pour les modèles dits à seuil, mais force est de constater que ces modèles sont sujets à de nombreuses hypothèses et qu'ils restent difficilement exploitables et transposables à d'autres installations [4, 11, 12, 13, 14]. L'étude bibliographique a également mis en avant le fait que peu d'étude considèrent des données réelles avec des problèmes de fonctionnement qui peuvent altérer les cinétiques d'encrassement, et *in fine* fausser de façon importante les modélisations associées. Dans le cadre des défauts constatés des modèles semi-empiriques, et en corrélant cela à l'arrivée massive et courante de puissants outils de calculs, les méthodes de modélisation statistique et physico-statistique ont pris tout leur intérêt. Ces méthodes ont été largement étudiées et appliquées dans de nombreux domaines de l'énergétique depuis les années 2000 et que, depuis près de 10 ans, elles se sont révélées très prometteuses dans le cadre de l'évaluation des performances des échangeurs, et notamment pour la prédiction des effets néfastes de l'encrassement. Parmi les différentes méthodes statistiques, l'analyse de la littérature montre que la modélisation par réseaux de neurones artificiels semble être une voie de développement intéressante étant donné les résultats obtenus dans les différentes publications analysées [15, 16]. L'objectif de cette étude est de construire une méthodologie pour permettre d'évaluer in situ les paramètres caractéristiques de l'effet d'encrassement, de mettre en œuvre et de valider ensuite des méthodes d'analyse de ces données pour en extraire un outil de prédiction des effets d'encrassement à partir de la connaissance d'un nombre réduit de données de fonctionnement. Nous avons privilégié dans cette étude l'étude de l'encrassement sur des échangeurs thermiques de type compact, essentiellement à plaques. Ce choix - volontairement réducteur d'un point de vue technologique - se justifie par la forte présence de ce type d'échangeur dans le domaine industriel, notamment en fonctionnement sur des eaux chargées, mais également par le caractère critique de la perte de performances liée à l'encrassement pour ce type d'échangeur. 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

Le banc d'essais (figure 1), d'une puissance thermique de 5 kW, est composé d'un circuit chaud et froid. Ils sont reliés entre eux par l'échangeur de chaleur objet des tests. Cet échangeur est de type plaques et joints d'une gamme industrielle ($S_{ech}=0,18\text{m}^2/\text{plaque}$) 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 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 la production de froid via un évaporateur, de type serpentín hélicoïdal, qui est inséré dans une cuve de 80 litres. Des particules d'oxyde de titane anatase (diamètre moyen de $5\mu\text{m}$) 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. Les performances thermique et hydraulique de l'échangeur de chaleur sont évaluées 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).

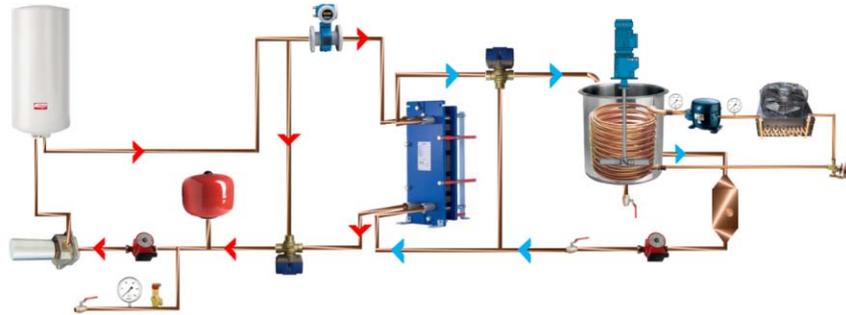


Figure 1 : Schéma de principe de l'installation

Ces mesures 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). Différentes conditions d'essais représentatives de situations industrielles courantes (marche/arrêt des pompes, variation de la concentration en particules du fluide encrassant...etc.) sont testées sur le banc d'essais lors d'une phase « d'apprentissage » nécessaire à l'établissement des modèles de prédiction. A partir de ces données expérimentales, des modèles prédictifs sont élaborés.

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

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 ($U_o = \text{cste}$) et de comparer la baisse de performance entre l'état propre et l'état encrassé tout au long de l'évolution de l'essai. La seconde consiste à utiliser la corrélation empirique [17] permettant de déterminer le coefficient d'échange local chaud et 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. 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 afin d'obtenir valeur de Rf :

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

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. Les essais sont réalisés à température d'entrée et débits constants. L'essai n°1 représente la situation idéale, sans événements imprévisibles, et l'essai n°2 représente la même cinétique avec cette fois-ci deux événements imprévisibles. Le coefficient d'échange global pour les deux essais est aux alentours de $4000 \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-1}$. Pour chacune de ces courbes on observe la différence de cinétiques obtenues entre les deux méthodes citées plus haut. Un choix volontaire d'imposer des conditions d'essais similaires nous permet d'obtenir, comme nous le montre la figure 2, des cinétiques d'encrassement en tout point répétable jusqu'à l'apparition de deux événements imprévisibles lors de l'essai n°2.

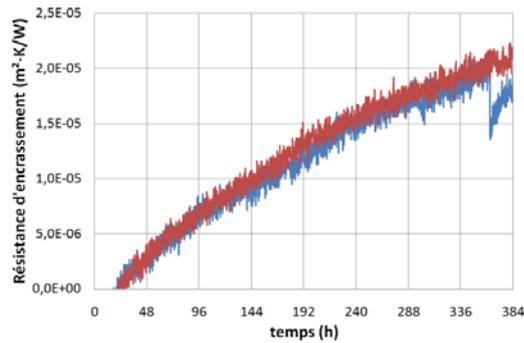


Figure 2 : Cinétiques d'encrassement avec U_o corrélacion pour les essais n°1 (courbe rouge) et n°2 (courbe bleue) - Répétabilité

En effet, l'essai n°1 constitue notre référence et met bien en avant le comportement asymptotique de la cinétique d'encrassement (figure 3-a). Toujours en ce qui concerne l'essai n°1, on observe sur la figure 3-a un point d'inflexion, synonyme d'un réentraînement du dépôt par paquets dû aux forces de cisaillement du fluide [1]. L'essai n°2 (figure 3-b) comporte lui deux événements imprévisibles constituant ainsi trois phases avec trois évolutions différentes. Les 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. La figure 3 présente une période d'initiation nulle de l'encrassement pour les courbes bleues et une période d'initiation d'environ 24h pour les courbes rouges. 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 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.

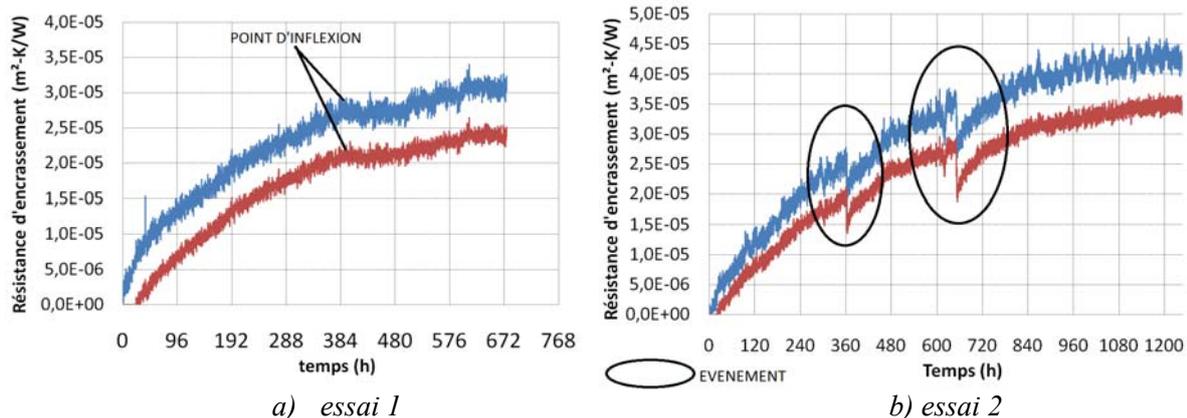


Figure 3 : Cinétique d'encrassement avec U_o mesuré (en bleu) et avec U_o corrélacion (en rouge)

On peut ainsi conclure 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. 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 statistique) 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 prédicateurs 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 . Un des tous premiers modèles corrélatifs permettant la caractérisation de la cinétique d'encrassement est celui de Kern et Seaton [10]:

$$Rf(t) = Rf^* \times (1 - e^{-t/\tau}) \quad (2)$$

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 2 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.

Dans le cadre de la modélisation par Régression Linéaire Multiple (RLM), une étude a été réalisée concernant 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.

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

Tableau 1: Indicateurs de précision pour la modélisation par modèle asymptotique

	R_f avec 25% des premières données de l'essai n°1	R_f avec 50% des premières données de l'essai n°1	R_f 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: Indicateurs de précision pour la modélisation par RLM de l'essai n°2 avec les données de l'essai n°1-Modèles avec 18 variables

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.

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

Tableau 3: Indicateurs de précision pour la modélisation par RLM de l'essai n°2 avec les données de l'essai n°1-Modèles avec 5 puis 3 variables

L'analyse des résultats nous permet d'observer que l'indicateur R^2 est toujours très élevé 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 3-a) 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. 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.

	<i>Rf</i> de l'essai n°2 avec 25% des premières données de l'essai n°1	<i>Rf</i> de l'essai n°2 avec 50% de premières données de l'essai n°1	<i>Rf</i> 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: Indicateurs de précision pour la modélisation de l'essai 2 par RNA (18 variables)

	<i>Rf</i> avec 100% des données de l'essai n°1 – Modélisation avec 5 prédicateurs	<i>Rf</i> 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: Indicateurs de précision pour la modélisation de l'essai n°2 par RNA (5 puis 3 variables)

On constate là encore que le coefficient R^2 est élevé, via l'utilisation de 25% des données avec 18 variables, qui démontre la 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. Les résultats présentés ci-dessus ne sont qu'une partie du travail. Nous avons mis en avant une méthodologie d'analyse de données avancée permettant de construire des modèles prédictifs à l'aide des méthodes de réseau de neurones artificiels. Nous avons vu que la génération de modèles de type réseau de neurones artificiels demande la création d'un jeu d'apprentissage. Comme nous l'avons constaté, c'est la qualité du jeu d'apprentissage qui conditionne fortement la qualité des prédictions issues de l'application des modèles générés sur les jeux de données test.

Nous avons développé deux types de modèles : le modèle partiel et le modèle global. Un modèle partiel est construit à partir d'un jeu d'apprentissage partiel dont 30% des données d'un essai sont échantillonnées pour construire le jeu d'apprentissage et permettant de prédire les résultats des 70% des données restantes de ce même essai. Plus ambitieux nous avons souhaité développer un modèle global, c'est-à-dire pouvant prédire la totalité des situations – parfois fort diverses – rencontrées en exploitation d'installations (y compris les événements imprévisibles). Ces modèles sont générés à partir de jeux d'apprentissage partiels de différents essais et dont les jeux test incluent la totalité des données des essais : il ne s'agit donc plus de prédire 70% des données restantes d'un essai à partir de 30% des données du même essai mais bien de prédire, à partir d'un jeu d'apprentissage donné, les cinétiques d'encrassement d'essais différents dont les données ne sont pas incluses dans le jeu d'apprentissage. Seule une analyse conjointe de critères quantitatifs et qualitatifs permet la sélection des meilleurs jeux d'apprentissage et *in fine* la construction de modèles robustes et à larges spectres d'application.

4. Application sur un cas industriel d'encrassement d'échangeurs à plaques de la méthode d'analyse avancée de données

La méthodologie établie a été testée par la suite dans un cadre applicatif industriel réel : une usine de traitement des eaux de ville. Les boues d'épuration sont valorisées énergétiquement au travers d'un traitement thermique par incinération. Ce processus génère des fumées qui sont refroidies dans une unité de condensation, pour être traitées par la suite par le biais d'un dépoussiérage, piégeage et une neutralisation des gaz acides et des métaux lourds. L'eau de condensation des fumées est ensuite elle-même refroidie dans des échangeurs de chaleur alimentés par de l'eau froide en provenance de bâches de décantation de l'usine. Les échangeurs sont donc utilisés pour le refroidissement d'eau du circuit de condensation des fumées d'incinération (circuit primaire) par de l'eau décantée (circuit secondaire). L'eau froide, en provenance du canal de sortie des eaux de décantation et permettant le refroidissement de l'eau condensée, est concernée par les phénomènes d'encrassement et/ou de bouchage, constatés par l'exploitant depuis plusieurs années. L'installation est munie d'une métrologie classique et peu abondante. L'ensemble des données de mesures sont enregistrées au pas horaire. Des débitmètres et des capteurs de température en sortie sont installés sur le circuit primaire et secondaire. Aucune mesure de pertes de charge n'a été effectuée. Afin de pouvoir réaliser une analyse avancée des pertes de performances liées à l'encrassement, des sondes de températures supplémentaires ont été installées sur les entrées du fluide primaire et secondaire d'un des échangeurs. Une étude complémentaire a permis de conclure sur la présence de différents phénomènes d'encrassement : particulière et biologique via une réaction chimique.

A l'aide des données, nous avons appliqué la méthodologie d'analyse avancée de données afin de sélectionner un jeu d'apprentissage permettant de construire un modèle prédictif global

de l'encrassement des échangeurs du dit processus. La précision de ce modèle a été vérifiée et validée à l'aide de données de mesures d'un jeu test représentatif non inclus dans le jeu d'apprentissage. Sur la période allant de Janvier 2016 à Octobre 2017, 14 périodes de fonctionnement ont été identifiées constituant ainsi un total de 4286 données pour chaque variable mesurée. Le modèle établi à partir de 412 données de mesure de trois périodes de fonctionnement a permis de prédire avec de bons indices de satisfaction les 4286 données représentant la totalité des 14 périodes de fonctionnement identifiées. Ainsi, via un suivi des 5 variables que sont la durée de fonctionnement, les températures de sorties de chacun des fluides et les débits volumiques, le modèle déployé permet de prédire la valeur de la résistance d'encrassement avec des précisions admettant un coefficient de détermination (R^2) supérieur à 90%, une moyenne des erreurs relatives (MRE) de l'ordre de 10% et une erreur quadratique moyenne (RMSE) ne dépassant pas en moyenne 40 $m^2\text{-K/MW}$ pour des valeurs maximum d'encrassement comprises entre 200 $m^2\text{-K/MW}$ et 1300 $m^2\text{-K/MW}$. Le choix des variables est réalisé en fonction des données disponibles sur le site industriel.

La prédiction de la valeur de la résistance d'encrassement et de son évolution temporelle permettra ainsi à l'exploitant de savoir à tout moment l'état d'encrassement de l'échangeur et d'engager ainsi des opérations de maintenance au moment opportun à partir d'un indicateur pertinent. Ainsi, au lieu de piloter les opérations de maintenance par le critère unique de « dégradation » du débit secondaire, celles-ci peuvent être pilotées par le critère résistance d'encrassement (R_f) à une valeur appropriée. Ce changement de mode de pilotage, peut permettre d'éviter de fonctionner avec des performances thermiques très dégradées et donc d'éviter de réduire la capacité de récupération thermique pendant des périodes trop longues comme l'illustre la Figure 4.

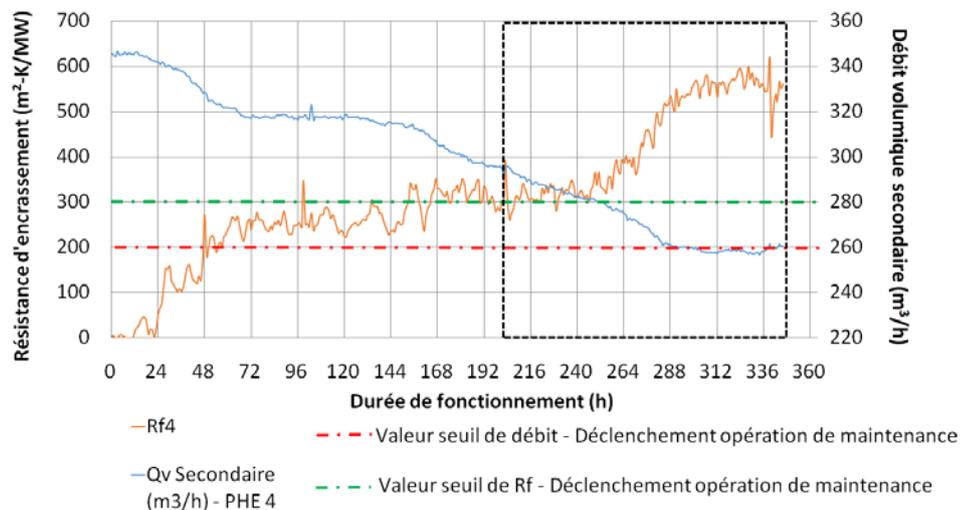


Figure 4 : Evolution du débit volumique secondaire et de la résistance d'encrassement - Visualisation des seuils de déclenchement sur le critère débit et R_f - Visualisation de la durée de fonctionnement (zone en pointillé noir) évitée en mode performance « sur-dégradée » via le déclenchement de l'opération de nettoyage selon le seuil de R_f

Bien que la construction de ce modèle global de prédiction ait demandé l'installation de capteurs de température supplémentaires, ce dernier a été conçu et validé à partir d'un nombre de variables mesurés plus faible que pour sa construction et surtout représentatif de l'installation en conditions réelles de fonctionnement. Par ailleurs, la présence en synergie des deux phénomènes d'encrassement présent sur l'installation a permis de valider le fait que la méthodologie déployée et le modèle en découlant est totalement indépendant des types d'encrassement auquel l'échangeur est soumis.

5. Perspectives

Ce travail présente un processus méthodologique d'analyse avancée de données expérimentales de l'encrassement dans des échangeurs thermiques en conditions de fonctionnement réelles. En perspectives, il nous semble important d'étudier les moyens à mettre en œuvre afin d'automatiser la procédure méthodologique d'analyse, l'échantillonnage des données. Le déploiement du modèle in situ doit permettre, et cela en fonction de données acquises en continu, de sans cesse améliorer la précision du modèle : pour cela, un apprentissage en continu doit être réalisé.

Références

- [1] H. Demasles, P. Mercier, P. Tochon, B. Thonon, Guide de l'encrassement des échangeurs de chaleur, Editions GRETH, 2007
- [2] Muller-Steinhagen, Reza Malayeri, Watkinson. 2013. *Preface of International conference on Heat Exchanger Fouling and Cleaning*.
- [3] Vdi, Heat Atlas. Editor VDI-Gesellschaft Verfahrenstechnik und Chemieingenieurwesen (GVC) ; Springer Verlag, 2010.
- [4] Bott T. R. and Bernardo C. A. Melo L. F. s.l. : Fouling Science and Technology, 1988. pp. 15-30.
- [5] Marvillet, Weber, Manificat, e.book du GRETh. *Echangeurs Thermiques: Technologies, conception et dimensionnement, TOME 2, Chapitre 4: Encrassement des échangeurs de chaleur : Mécanismes, métrologies et méthodes d'analyse de données*, Edition GRETh, 2017.
- [6] Thonon, Grandgeorge, Jallut, Effect of geometry and flow conditions on particulate fouling in plate heat exchangers. *Heat Transfer Engineering, volume 20, n° 3, pp.12-24*. 1999.
- [7] Esparcieux. Présentation des résultats expérimentaux d'une technique non-intrusive de surveillance de l'encrassement dans les systèmes thermiques industriels. *Note Technique de synthèse, Société VIBRIA/ATISYS CONCEPT*, 2007.
- [8] Merheb, Nassar, Nongailard, Delaplace, Leuliet, Design and performance of a lowfrequency non-intrusive acoustic technique for monitoring fouling in plate heat exchangers. *Journal of Food Engineering 82 (2007) 518–527*.
- [9] Perez, Développement, étude de performances et intégration de sondes thermiques pour la caractérisation de l'encrassement d'échangeurs tubulaires à courants croisés. *Thèse de l'Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers*. Bordeaux, 2003.
- [10] D.Q. Kern, R.E Seaton, A theoretical analysis of thermal surface fouling, *Brit. Chem. Eng*, 4, (1959), 258-262.
- [11] Thomas, Grigull., Experimental investigation of the deposition of suspended magnetite from the fluid flow in steam generating tubes. *Brennst-Warme-Krafft 26, 3, 109 - 115*. 1974.
- [12] Bowen, Epstein., Fine particle deposition in smooth parallel plate channels. *J. Colloid Interface Sci. 72, 81 - 87*. 1979.
- [13] Wang, Yuan, Liang, Xie, Chen, Li. A review of experimental measurement and prediction models of crude oil fouling rate in crude refinery preheat trains. *Asia-Pac. J. Chem. Eng.*; 10: 607–625. 2015
- [14] Bott, Fouling of heat exchangers. *Elsevier Science & Technology Books; April*. 1995.
- [15] Lalot, Palsson., Detection of fouling in a cross-flow heat exchanger using a neural network based technique. *International Journal of Thermal Sciences 49 (2010) 675-679*.
- [16] Davoudi, Vaferi, Applying artificial neural networks for systematic estimation of degree of fouling in heat exchangers. *Chemical Engineering Research and Design 130 (2018) 138–153*.
- [17] S. Grandgeorge, Contribution à l'étude de l'encrassement particulaire des échangeurs à plaques corruguées en milieu liquide, *Thèse de doctorat de l'INPG*, 1996.

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.