

Modélisation de l'encrassement dans les échangeurs de concentration d'acide phosphorique par la méthode du Réseau Neuronal

Saoussen AGUEL, Zina MEDDEB, Mohamed-Razak JEDAY

Département de Génie Chimique Procédés, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Gabès

Avenue Omar Ibn El Khattab, Zrig Eddakhlania 6072

Saoussen_aguel@yahoo.fr

zinameddeb1@gmail.com

raz.jday@yahoo.fr

Résumé : L'unité de concentration d'acide phosphorique comporte essentiellement les échangeurs de chaleur qui servent à réduire la quantité d'eau présente dans l'acide par évaporation pour obtenir un produit tirant au moins 54% massique en P_2O_5 . La sursaturation de l'acide phosphorique par rapport au sulfate de calcium favorise le problème d'encrassement. Les couches de dépôts à faible conductivité thermique créent une résistance significative au transfert de chaleur ainsi qu'une chute des performances énergétiques de l'appareil. Le taux d'encrassement est fortement lié à la composition de l'acide phosphorique, la température de la surface d'échange et les conditions d'écoulement. Le développement d'un modèle prédictif du taux d'encrassement à partir d'une sélection des données de marche de l'Usine Acide Phosphorique fait l'objet de cette étude. Le Réseau Neuronal est la méthode statistique adoptée pour prévenir le comportement de l'encrassement. L'ensemble de critères d'information utilisés dans cette étude prouvent que le modèle est suffisamment précis.

Mots clés :

Echangeur de chaleur, acide phosphorique, encrassement, modélisation.

1. Introduction

La réduction de la consommation d'énergie est un objectif majeur dans tous les processus industriels. Les opérations de production d'acide phosphorique concentré, comme le procédé "Rhône Poulenc », impliquent le chauffage de grandes quantités d'acide phosphorique dilué [1].

Ces fluides sont très encrassants et les coefficients de transfert de chaleur et de récupération d'énergie peuvent descendre aussi bas que 30% par rapport à leurs valeurs à l'état propre. La perte annuelle attribuable à l'encrassement des échangeurs de chaleur aux États-Unis et au Royaume-Uni est de l'ordre de 16,5 milliards Dollars Américains [2,3].

Dans le présent document, un des échangeurs de chaleur utilisé pour la concentration d'acide phosphorique dans l'usine ICM3 du Groupe Chimique Tunisien a été modélisé. L'Analyse des Composantes Principales (ACP) a été l'outil de retrait des valeurs aberrantes et la Projection à des Structures Latentes (PSL) pour la sélection des variables d'entrée. Le modèle d'encrassement a été développé à l'aide de techniques du Réseau Neuronal (RN).

2. Comportement de l'encrassement dans un échangeur de concentration d'acide phosphorique

2.1 Equipement étudié

L'Usine Acide Phosphorique 2 (UAP2) constituée de 2 lignes de concentration A et B comporte deux échangeurs thermiques de type blocs en graphite. L'échangeur de la ligne A choisi pour cette étude possède les caractéristiques indiquées dans le tableau 1.

Ligne	А
Type et matière de construction	blocs en graphite
Volume coté tube (L)	1180
Masse totale à vide (<i>Kg</i>)	15880
Surface d'échange (m^2)	249,5
Nombre des tubes ou trous	868
Longueur des tubes (m)	5,654
Diamètre du tube ou trou (mm)	16
Diamètre de la calandre ou bloc (m)	1,025
Hauteur d'un bloc (m)	0,514
Nombre des blocs	11
Distance entre deux rangés de trous consécutifs (<i>mm</i>)	36
Distance entre trous ou tubes vertical (mm)	5

2.2 Historique de la performance de l'échangeur étudié

La performance de l'échangeur étudié pendant une période de 11 mois à partir d'Avril 2009 est illustrée dans la figure 1. L'efficacité du transfert de chaleur est le rapport des deux coefficients de transfert de chaleur de l'échangeur à l'état encrassé et à l'état propre après avoir subit un lavage.

La figure 1 montre que l'efficacité décroit jusqu'à atteindre parfois une valeur proche de 40 % vers la fin de chaque cycle qui dure en moyenne 4 jours puis reprend sa valeur maximale après chaque lavage à l'eau de mer.

3. Prétraitements des données de marche

Les données de marche de cet échangeur comportent 22 prédicateurs et 2 prédicats pendant 314 jours pour une valeur moyenne quotidienne entre Avril 2009 et Février 2010. On obtient une matrice de dimensions (314 observation*24 variables).

Une étape importante et critique dans le développement du modèle consiste à traiter les données par la suppression des valeurs aberrantes, compléter les données manquantes et normaliser les données.

L'analyse des composantes principales (ACP) a été utilisée pour identifier les valeurs aberrantes. La figure 2 montre le graphe des deux premières composantes principales t [1] et t [2] générées à l'aide du logiciel SIMCA-P [5]. Des tracés similaires entre t [1] et les composantes principales suivantes t [3] . . . t [5] ont également été construits, 32 valeurs aberrantes ont été identifiées et supprimées, ce qui a donné les observations finales de 282 jours En plus des données sur les débits et les températures à travers l'échangeur de chaleur, il existe autres différentes données de marche de la boucle de concentration qui ont également été recueillies. Dans l'ensemble, il en a résulté 24 variables et il est nécessaire d'identifier les variables qui ont une influence significative sur l'encrassement de l'échangeur thermique.



Figure 1 : Efficacité thermique de l'échangeur



Figure 2 : Score des deux premières composantes principales

La Projection à des Structures Latentes utilisant des moindres carrés partiels (PSL) a été utilisée pour identifier les variables d'entrée. Sur la base des coefficients de corrélation PSL comme le montre la figure 3, 19 variables sur 24 se sont avérées être des variables importantes qui ont une influence sur l'encrassement classées dans le tableau 2.



Figure 3 : Les coefficients de régression des prédicateurs selon la méthode PLS.

		1 8	-		
Numéro	Nom	Signification	Unité		
1	TR407A	Débit acide 28%	m3/h		
2	TR405A	Température acide bouilleur	°C		
3	Dté Acide	Densité acide 54%	-		
4	TR 400 (1A)	Température acide entrée échangeur	°C		
5	TR 400 (3A)	Température acide sortie échangeur	°C		
6	TR 400 (4A)	Température acide de circulation	°C		
7	Pms 408 A	Consigne minimale de l'aspiration (pompe de circulation)	Bar		
8	PI 408	Pression de l'acide à l'aspiration	Bar		
9	P703A	Ampérage de la pompe	А		
10	TSH 416	Température de la vapeur entrée échangeur	°C		
11	FI 413	Débit du condensat	m ³ /h		
12	CI (Eng)	Conductivité du condensat	µS/cm		
13	pH	pH du condensat	-		
14	PI 410	Pression du vide dans le bouilleur	mmHg		
15	TR41	Température de la vapeur dans le réseau de concentration			
16	CI	Salinité du condensat	psu		
17	PI	Pression de l'eau de mer à l'aspiration	bar		
18	D	Masse volumique de l'acide entré	Kg/m ³		
19	Efficacité	Efficacité thermique	-		

Tableau 2 : Caractéristiques de l'échangeur étudié

4. Modèle du Réseau de Neurones

Les réseaux de « feed forward » ont montré un grand potentiel comme base pour le développement de modèles fiables [4].

Une approche par essais et erreurs a été utilisée pour déterminer la combinaison optimale qui donne le moins d'erreur de prédiction. En faisant varier les fonctions d'activation, le nombre de couches masquées et le nombre de neurones dans les couches masquées et en utilisant l'erreur quadratique moyenne comme mesure de la performance, l'architecture de réseau optimale a été choisie.

La meilleure performance obtenue avec un réseau constitué de deux couches avec des fonctions de transfert **trainlm** et **transig** respectivement dans les couches d'entrée et de sortie. Les nombres correspondants de neurones dans les couches sont 5 et 2.

5. Précision du modèle de prédiction

Le modèle développé dans la section 4 a été utilisé pour déterminer la température de l'acide à la sortie de l'échangeur ainsi que de l'efficacité thermique de l'échangeur. Un graphique des températures de l'acide à la sortie de l'échangeur calculées par le modèle (Tpre) et des températures réelles (T) est représenté sur la figure 4. Les efficacités calculées par le modèle et à partir des données du site sont représentées sur la figure 5.



Figure 4 : Comparaison des valeurs des températures de l'acide à la sortie des tubes prévues et réelles.



Figure 5 : Comparaison des valeurs de l'efficacité thermique prévues et réelles

La précision du modèle est vérifiée par les méthodes statistiques (la moyenne, l'écart type, l'erreur quadratique moyenne, le coefficient de corrélation). L'erreur quadratique moyenne de 0.43°C pour la température de sortie de l'acide côté tubes indique l'excellente puissance prédictive du modèle développé. Les coefficients de corrélations montrent que les variables prédictives sélectionnées sont fortement corrélée avec les prédicats. Le modèle suit avec précision les variations des températures de sortie ainsi que la chute de l'efficacité avec le temps.

Paramètres	Température à la sortie des tubes		Efficacité thermique			
statistiques	Actuelle Prédite		Actuelle	Prédite		
Moyenne (°C)	83.641	83.648	0.816	0.811		
Ecart-type	2.321	2.245	0.087	0.031		
Erreur Quadratique Moyenne	0.430 °C		0.091			
Coéfficient de la corrélation,R	0.999		0.999			

Tableau 2	· Paramètres	statistiques	de la	précision	du	modèle
1 abicau 2	. I arametres	statistiques	uc ia	precision	uu	moucie

Conclusion

Dans ce document, le modèle de réseau neuronal a été développé pour prédire la performance d'un échangeur de chaleur dans une unité de concentration d'acide phosphorique.

Les évaluations montrent que la précision du modèle proposé par le Réseau de Neurone est puissante. Le développement de tels modèles pour chaque échangeur de chaleur des unités de concentration d'acide phosphorique et l'intégration des modèles pour une planification optimale des opérations de nettoyage nécessitent des recherches supplémentaires.

Références

[1] Pierre Becker, Phosphates and phosphoric acid, ENSCS Strasbourg, France (1989)

[2] B.L. Yeap, D.I. Wilson, G.T. Polley, S.J. Pugh, Retrofitting crude oil refinery heat exchanger networks to minimize fouling while maximizing heat recovery, in: ECI Conference 2003, Berkeley Electronic Press, 2004.

[3] H. Muller-Steinhagen, Fouling of heat exchanger surfaces, Chem.Ind. 5 (1995) 171-175.

[4] T.Z. Yeh, M.C. Huang, C.T. Huang, Estimate of process compositions and plantwide control from multiple measurements using, artificial neural networks, Comput. Chem. Eng. 27 (2003) 55–72.

[5] L. Eriksson, E. Johansson, N. Kettaneh-Wold, S. Wold, Multi- and Megavariate Data Analysis: Principles and Applications, Umetrics Academy, 2001.