

Approche neuronale pour l'estimation des transferts thermiques dans un fluide frigoporteur diphasique

Maamar Laïdi ^{1*} et Salah Hanini ²

¹ Unité de Développement des Equipements Solaires, 'U.D.E.S'
EPST/CDER, Route Nationale N°11, B.P. 365, Bou Ismail, Tipaza, Algérie

² Laboratoire de Biomatériaux et Phénomènes de Transport, 'BMPT'
Université Dr Yahia Farès, Quartier Ain D'Heb, Médéa, Algérie

(reçu le 03 Novembre 2011- accepté le 29 Septembre 2012)

Résumé – La propriété associative des réseaux neurologiques artificiels et de leur capacité inhérente d'apprendre et identifier des rapports fortement non linéaires et complexes, les trouve idéalement convenus à une étendue des applications large dans le domaine du froid direct et indirect. Cet article traite les applications potentielles des réseaux neurones artificiels dans la particularité des problèmes thermiques soulevés par l'utilisation des fluides frigoporteurs diphasiques, tels que les coulis de glace (mélange de solutions binaires aqueuses et de cristaux de glace) dans les installations de distribution du froid. L'utilisation de ce type d'installation permet de diminuer, les quantités des fluides frigorigènes traditionnels, ainsi que les problèmes qu'ils engendrent, de réduire les volumes de stockage et les consommations d'électricité. La stratégie d'obtention du RN s'articule sur l'élaboration d'un programme sur MATLAB, comportant plusieurs boucles où on fait varier les algorithmes d'apprentissages, les fonctions d'activations, le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche, afin de minimiser la fonction du coût sous contrainte d'une erreur relative fixée. Le modèle neuronal conçu a permis d'une part de reproduire avec une très bonne précision les données expérimentales tirées directement de littérature et d'autre part une estimation meilleure et plus précise des valeurs calculées par rapport aux modèles classiques (basé sur la formulation générale de la méthode enthalpique) des transferts thermiques dans le cas des solutions binaires dispersées sous forme d'émulsions ou de mini-émulsions subissant un changement de phase tirées directement de littérature.

Abstract - Associative property of artificial neural networks and their inherent ability to learn and identify relationships highly nonlinear and complex and is ideally agreed to a wide range of applications in the field of direct and indirect cooling. This article discusses the potential applications of artificial neural networks in the specific thermal problems raised by the use of two-phase secondary refrigerant, such as ice slurry (a mixture of binary aqueous solutions and ice crystals) in the distribution facilities of cold. Using this type of installation can reduce the quantities of refrigerants as well as the traditional problems they cause, to reduce storage volumes and consumption of electricity. The strategy for obtaining RN hinges on the development of a MATLAB program, with several loops which is varied learning algorithms, activation functions, the number of hidden layers and the number of neurons in each layer to minimize the cost function under the constraint of a fixed relative error. The neural model has developed from a breed with very good accuracy the experimental data taken directly from literature and also a better and more accurate estimation of the calculated values compared to conventional models (based on the general formulation of enthalpy method) heat transfer in the case of binary solutions dispersed in the form of emulsions or mini-emulsions undergoing phase change taken directly also from the same literature.

Mots clés: Réseau de neurones - Transfert thermie – Froid - Eutectique.

* maamarw@yahoo.fr

1. INTRODUCTION

Dans le domaine du froid industriel, la substitution des fluides à effet de serre dans les procédés énergétiques, comme les pompes à chaleur et les machines frigorifiques, devient un enjeu majeur pour la lutte contre l'émission des gaz à effet de serre.

Dans ce secteur, l'emploi des fluides frigopORTEURS diphasiques [1] se présente comme une alternative prometteuse. L'usage de ces derniers permet de réduire d'une manière significative les quantités de réfrigérants nocifs dans les installations frigorifiques. Le stockage thermique par changement de phase est une technologie innovante et prometteuse en matière d'économie d'énergie. Le principe d'utiliser un accumulateur thermique pour stocker l'énergie latente générée par un procédé n'est pas neuf. Son intérêt réside dans l'ajustement des pics de demande. La chaleur ou le froid généré par les équipements existants est récupéré et stocké dans une batterie thermique et peut par la suite être utilisé lorsque nécessaire, par exemple lors des moments où la demande est à son maximum.

La technique permet à la fois de diminuer les appels de puissance et d'améliorer l'efficacité énergétique de l'équipement en le faisant fonctionner à un régime optimal. L'eau est ainsi le plus connu des accumulateurs thermiques à chaleur latente: on peut par exemple l'utiliser sous forme de glace pour refroidir. La nouveauté tient aujourd'hui dans l'utilisation de matériaux à changement de phase (MCP) comme batterie de stockage.

Confinés dans des réservoirs hermétiquement clos, ces MCP sont des substances chimiques capables d'absorber ou de libérer de grandes quantités d'énergie thermique pendant un changement de phase, de solide à liquide et vice versa. Des échangeurs de chaleur contenant un fluide caloporteur (eau glycolée) assurent le transfert de l'énergie. Celui-ci fournit ou puise dans le stock les kWh thermiques en faisant changer l'état du MCP suivant les besoins de charge ou de décharge du système. Selon le point de fusion du MCP, on obtient ainsi du chaud ou du froid. Les principaux avantages de ces nouveaux matériaux: une large gamme de températures de fusion qui permet d'adapter la technologie à divers procédés, une excellente conduction et une disponibilité associée à des temps de charge/décharge très performante.

Les travaux antérieurs [1, 2], ont étudié les transferts thermiques, lors d'un changement de phase de corps purs ou de solutions binaires dispersés sous forme de gouttelettes dans un support émulsionnant. Des modèles ont été développés et validés avec succès grâce à des expérimentations menées sur des gros volumes d'émulsions (quelques cm³) comme sur des petits volumes (mm³) caractéristiques des échantillons utilisés en calorimétrie à balayage.

L'objectif principal du présent travail est présenter un autre outil capable de modéliser ce phénomène sans passer par des hypothèses simplificatrices lors de modélisation analytique.

2. PRINCIPAUX FLUIDES FRIGOPORTEURS

Les fluides frigopORTEURS les plus courants sont, bien entendu, l'eau et l'air. Ils présentent les mêmes avantages et limites que dans les applications, en tant que caloporteurs. Un point supplémentaire et essentiel doit être pris en compte pour les applications en tant que frigopORTEURS: la température de congélation du fluide (0°C pour l'eau) qui limite leur utilisation.

Compte tenu des qualités particulières de l'eau, nombre de fluides frigoporteurs développés et utilisés depuis de nombreuses années sont des mélanges aqueux pour lesquels le composant en solution permet l'abaissement du point de congélation. C'est le cas des saumures (solutions aqueuses de chlorure de calcium ou de sodium), des eaux glycolées (mélanges eau monoéthylène glycol ou polypropylène glycol), de mélanges à base d'alcool (en particulier, méthanol), voire des eaux ammoniacales (solutions aqueuses eau-ammoniac), [3].

3. FROID DIRECT ET FROID INDIRECT

Un fluide frigorigène, fluide qui est le siège de la production de froid par un changement de phase liquide-vapeur et qui circule dans le groupe de réfrigération en subissant successivement une vaporisation, une compression, une condensation et une détente) par l'intermédiaire d'un échangeur adapté.

Cette architecture du système frigorifique est désignée comme système à froid direct car il n'existe pas de fluide intermédiaire entre l'air à refroidir et le fluide actif fluide frigorigène) de la machine frigorifique. Une tendance très forte se fait jour depuis peu d'années: la substitution des systèmes à froid direct par des systèmes dits à froid indirect qui se caractérisent par un circuit intermédiaire entre l'air à refroidir et le fluide frigorigène.

Les raisons de cette évolution sont évidentes. Les impératifs de confinement et de réduction de la charge des machines frigorifique sont devenus d'une grande importance. L'usage des fluides frigoporteurs circulant dans le circuit intermédiaire permet, dans les systèmes frigorifiques indirects, de transférer de la chaleur de la source de chaleur à l'évaporateur du groupe de réfrigération.

L'utilisation de fluides frigoporteurs dans un système indirect présente ainsi plusieurs avantages: - ils permettent de réduire la taille du circuit frigorifique et la longueur des tuyauteries contenant le fluide frigorigène, - ils autorisent l'utilisation de machines de réfrigération monoblocs et permettent une meilleure maîtrise du confinement (limitation drastique des fuites de fluides frigorigènes), grâce à cette limitation des longueurs de tuyauterie et du nombre de raccords et liaisons brasées, mais également grâce à un contrôle facilité de l'étanchéité de la machine (pour les machines monoblocs, ces contrôles peuvent s'effectuer en usine avec des moyens précis et fiables de détection et des procédures maîtrisées de correction des défauts) [1, 6].

4. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

4.1 Principe général

Les RNA sont des modèles mathématiques non linéaires, de type 'boîte noire', capables de déterminer des relations entre données par la présentation (l'analyse) répétée d'exemples (à savoir, des couples constitués par une information d'entrée et une valeur de sortie que l'on voudrait approcher par le modèle).

La modélisation à l'aide de RNA (appelée 'phase d'apprentissage') suppose l'adaptation des paramètres du réseau, afin de mettre en évidence les relations qui portent sur les exemples présentés.

Les RNA sont constitués d'un ensemble d'éléments de calcul (neurones artificiels), organisés dans une structure spécifique (par exemple, celle présentée sur la figure 1), les

paramètres du réseau (les poids) étant représentés par les valeurs associées aux connexions de ces éléments de calcul. Un élément de calcul du RNA comporte une ou plusieurs entrées et une sortie. La valeur de sortie est obtenue par l'application d'une relation mathématique (fonction d'activation) sur la somme pondérée d'entrées.

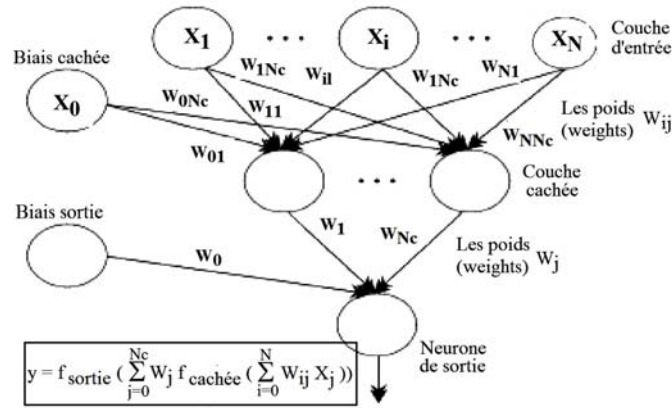


Fig. 1: Structure du perceptron multicouche

Celui-ci comporte la couche d'entrée, une ou plusieurs couches intermédiaires (cachées) et la couche de sortie. Chaque couche contient des unités de calcul—neurones—connectés à d'autres neurones par la voie des poids. Les flèches (connexions des éléments de calcul) indiquent le sens de propagation des données [5, 6].

Dans la modélisation à l'aide de réseaux de neurones artificiels, on peut choisir le type de fonctions d'activation, le nombre de neurones et l'arrangement de leurs connexions (à savoir, la structure du réseau). Généralement, on utilise des fonctions d'activation de type 'sigmoïde' {éq. (1)}:

Logistique (S)-

$$f(x) = \frac{1}{(1 + \exp(-x))} \quad (1)$$

Tangente hyperbolique (T)-

$$f(x) = \frac{(\exp(2x) - 1)}{(\exp(-x) + 1)} \quad (2)$$

Ces deux fonctions peuvent adapter le degré de non-linéarité du modèle en fonction de la complexité du problème. La structure de réseau la plus employée – dite du 'perceptron multicouche' (Fig. 1) – consiste en un arrangement en plusieurs niveaux de neurones ou couches, dont l'information se propage unidirectionnellement de la couche d'entrée vers la couche de sortie.

Dans ce schéma, à la différence des neurones artificiels de la couche cachée et de la couche de sortie, la fonction d'activation des éléments de la couche d'entrée est la fonction mathématique identité, dont la sortie a la même valeur que l'entrée. Un neurone particulier (nommé 'biais') est connecté à chaque couche de neurones (sauf celle d'entrée).

Dans le calcul de la valeur de sortie du RNA {*éq. (3)*}, le 'biais' joue le même rôle que le 'terme libre' dans une équation de régression. L'équation correspondante pour la sortie du modèle est {*éq. (3)*},

$$y = f_{\text{sortie}} \left(\sum_{j=0}^N W_j \times f_{\text{cachée}} \times \left(\sum_{i=10}^{10} W_{ij} \times x_i \right) \right) \quad (3)$$

où f_{sortie} et $f_{\text{cachée}}$ sont les fonctions d'activation pour la couche de sortie et pour la couche cachée, les facteurs W_j dessinant les poids des connexions entre les neurones de la couche cachée (en nombre de $n_{\text{cachée}} = 2, 4$ ou 10) et la sortie, les W_{ij} dessinant les poids des connexions entre les neurones de la couche d'entrée (indice 'i') et ceux de la couche cachée (indice 'j'), tandis que les x_i symbolisent les entrées ($x_0 =$ le 'biais').

La propriété principale des RNA est leur capacité de généralisation, c'est-à-dire que ces modèles sont susceptibles de produire une réponse correcte, lorsqu'ils sont appliqués sur des exemples différents de ceux utilisés dans la phase d'apprentissage [5, 6].

4.2 Phases d'apprentissage et de test du réseau

Le calage des paramètres du modèle (essentiellement le poids des liaisons entre les différents neurones) est réalisé d'après un algorithme de calcul qui utilise la présentation répétée d'un ensemble de plusieurs couples entrée – sortie connus (exemples qui constituent l'ensemble d'apprentissage).

L'objectif de ce calcul est la minimisation d'une fonction d'erreur entre la réponse désirée et la réponse obtenue à la sortie du modèle. Par exemple, l'algorithme de 'rétropropagation' estime le gradient de la fonction d'erreur par rapport aux poids du modèle et réalise l'adaptation de ces paramètres successivement de la couche de sortie vers la couche d'entrée.

La validation du modèle se réalisera ensuite sur des exemples (ensemble de test) non utilisés dans le calcul des poids. La performance du réseau est déterminée en fonction du nombre de succès et d'échecs dans la discrimination. Les paramètres d'ajustement du réseau sont le nombre de neurones cachés et les fonctions d'activation.

Ce travail d'apprentissage et de test est donc opéré sur un nombre important de configurations possibles, lesquelles sont classées en fonction de leur performance.

5. RESULTATS ET DISCUSSION

Le choix de l'algorithme d'apprentissage est une autre tâche plus compliquée que le choix des fonctions d'activation. En outre, il y a un grand nombre des algorithmes d'apprentissages qui peuvent produire un réseau précis, rapide et fiable. Afin de découvrir quel algorithme exécute mieux dans notre cas, on a testé six algorithmes. On a donnés des noms aux réseaux créés, tels que, net1, net2, net3, net4, net5, net6, les algorithmes d'apprentissages avec leurs correspondants codes sont présents dans le **Tableau 1**.

Plusieurs chercheurs mentionnent qu'il n'y pas de règle pour le choix du nombre de neurones dans la couche cachée, mais on le détermine empiriquement après une phase

d'apprentissage. Dans notre cas, on a supposé douze neurones dans la couche cachée (monocouche).

Dans notre cas, on a utilisé le toolbox du MATLAB, vu qu'il possède des fonctions et des algorithmes très puissants. Le but est d'avoir une erreur relative absolue moyenne minimale, quel que soit l'algorithme. Les résultats d'apprentissages sont représentés sur la figure 2.

Tableau 1: Noms des codes des réseaux, et noms des algorithmes d'apprentissages correspondants

Nom de code	Nom de l'algorithme d'apprentissage	Code matlab	Acronyme
Net1	Levenberg – Marquardt	Trainlm	LM
Net2	Scaled conjugate gradient	Trainscg	SCG
Net3	Regularisation bayésienne	Trainbr	BR
Net4	Resilient Backpropagation	Trainrp	RP
Net5	BFGS Quasi-Newton	Trainbfg	BFG
Net6	Variable learning rate Backpropagation	Traingdx	GDX

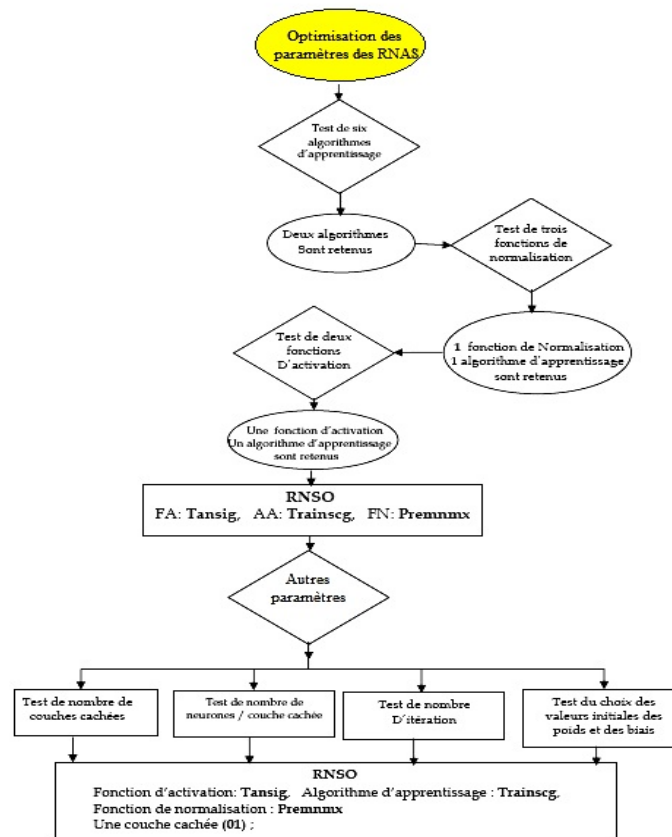


Fig. 2: Méthode d'optimisation des paramètres de réseau de neurones artificiel

6. VALIDATION DE RESEAU NEURONALE

La base de données utilisée est directement saisie de l'article de [5, 6]. La représentation graphique entre les sorties désirées et la réponse de réseau est réalisée par la fonction (postreg de Matlab), donnant ainsi à un coefficient de corrélation $R_2=1$, dans le cas de température, $R_2=0.996$ pour le cas de la concentration d'éthanol et $R_2=0.990$ pour le cas la fraction de glace pour les différentes concentrations.

Ce qui montre la robustesse du modèle neuronal établi et la possibilité de prédiction des différents paramètres.

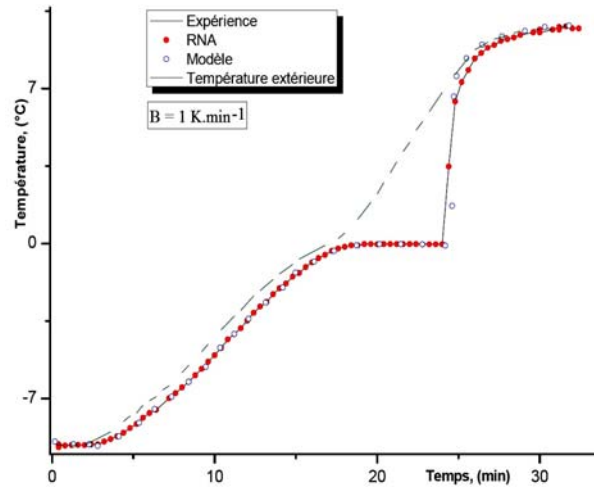


Fig. 3: Comparaison des températures estimées, expérimentale et numérique: fusion de la glace

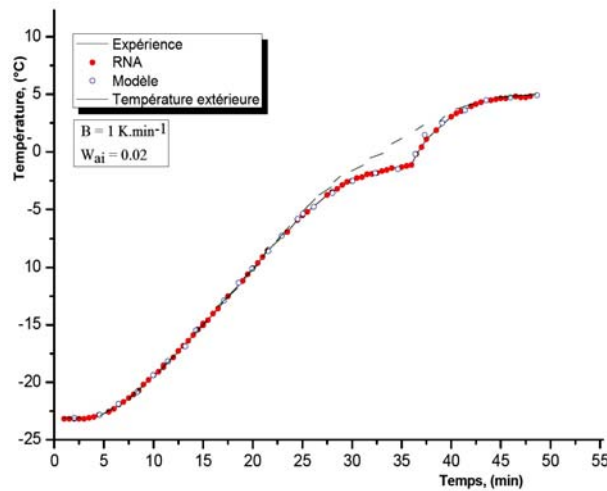


Fig. 4: Températures extérieure et au centre du cylindre RNA, expérience et modèle

Les courbes représentées sur les figures 3 et 4, montrent bien que les points calculés par le réseau sont juxtaposés sur les points mesurés expérimentalement, confirmant une autre fois la performance du réseau de neurone.

7. CONCLUSION

Nous avons illustré l'applicabilité des réseaux de neurones artificiels à l'étude d'une base de données environnementale pour déterminer les facteurs discriminants dans le cas de la fusion d'un corps pur ou d'une solution binaire aqueuse.

Les résultats obtenus montrent une bonne concordance entre les données de la littérature (expérimentales et du modèle) et celles calculées par le modèle,

Comme prochaine travail, nous projetons d'étudier expérimentalement, de modéliser et de prédire, d'une part, la cinétique de congélation et de la fusion d'un fluide frigoporteur (Ethylène glycol – eau) se trouvant dans une plaque eutectique (évaporateur à accumulateur de froid 'eutectique') sous l'effet de l'évaporation d'un fluide frigorigène circulant dans un circuit frigorifique à compression de vapeur. Et d'autre part, l'influence de la concentration de cette solution sur la production du froid.

REFERENCES

- [1] J.P. Dumas, M. Krichi, M. Strub and Y. Zeraoui, '*Models for the Heat Transfers during the Transformations Inside an Emulsion: Melting of the Crystallized Droplets*', International Journal of Heat and Mass Transfer, Vol. 37, N°5, pp. 747 – 752, 1994.
- [2] Y. Zeraoui, A.J. Ehmimed and J.P. Dumas, '*Heat Transfers Model during the Melting of a Dispersed Binary Solution*', International Journal of Thermal Sciences, Vol. 39, N°7, pp. 780 – 796, 2000.
- [3] H. Demasles, '*Etude des Transferts de Chaleur d'un Fluide Frigoporteur Diphasique à Changement de Phase Liquide-Solide dans un Echangeur à Plaques Lisses*', Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées, Lyon, 2002.
- [4] M. Ben Lakhdar, '*Comportement Thermo-Hydraulique d'un Fluide Frigoporteur Diphasique: le Coulis de Glace. Etude Théorique et Expérimentale*', Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées, Lyon, 1998.
- [5] M.Y. Yazid, '*Etude de Synthèse sur les Réseaux de Neurones et leurs Applications*', Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, Juin 1998.
- [6] A. Dan, J. Oosterbaan et P. Jamet, '*Contribution des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) à la Caractérisation des Pollutions de Sol. Exemples des Pollutions en Hydrocarbures Aromatiques Polycycliques (HAP)*', Comptes Rendus Géoscience, Vol. 334, N°13, pp. 957 - 965, 2002.