

Prédiction par modélisation statistique de la température d'une fonte verrière élaborée en four inductif

Julien Platas¹, Patrice Brun^{1*}, Emilien Sauvage¹, Armand Bonnetier¹, Gilles Cauffet², Jean-Marc Dedulle³

¹CEA – Marcoule, SCDV/LDPV, BP 17171, 30200 Bagnols sur Cèze, France

²G2ELAB, (CNRS, INP, UJF), Université de Grenoble, BP 46, 38402 Saint Martin d'Hères, France

³LMGP, (Phelma – Grenoble INP, CNRS), 3 parvis Louis Néel, BP 257, 38016 Grenoble, France

*Email : patrice.brun@cea.fr

Résumé - Cet article présente le développement d'une technique de pilotage en température d'un procédé de vitrification. Le système étudié se caractérise par l'induction directe de courants électriques dans la charge de verre en fusion, et par le refroidissement des éléments composant le four. La particularité de cette étude est qu'elle s'appuie sur le développement de méta-modèles, basés sur des réseaux de neurones, capables de prédire la température de la fonte verrière. Les réseaux de neurones étudiés sont de type « Perceptron multi-couches » et optimisés par des algorithmes de type « Levenberg-Marquardt ».

1. Introduction

La fusion de verre par induction directe dans des fours à éléments refroidis est un procédé généralement employé dans l'industrie verrière, du fait qu'il permet d'élaborer des matériaux ultra purs à hautes températures.

La résistivité du verre fondu (de l'ordre de $5 \cdot 10^{-2} \Omega \cdot m$) est suffisante pour permettre le développement de courants induits et ainsi provoquer son échauffement par effet Joule. Le refroidissement des parois permet, à leur contact, la formation d'une fine couche de verre solide appelée « auto-creuset » qui assure leur protection en apportant une isolation chimique, électrique et thermique. Les températures d'élaboration des verres peuvent alors être fortement augmentées en comparaison aux procédés de vitrification « classiques » sans refroidissement des parois [1].

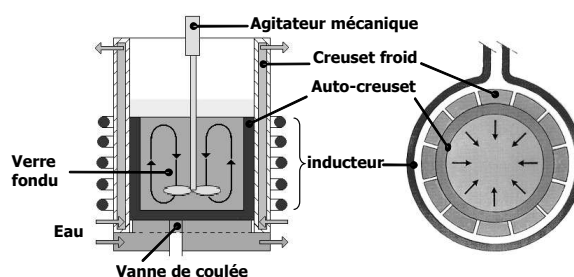


Figure 1 : Principe de fonctionnement du procédé de vitrification

Dans le cadre du soutien aux activités d'AREVA, le Commissariat à l'Energie Atomique travaille au développement du procédé et au suivi en temps réel de la température de la fonte verrière, sur une plage de 1100°C à 1400°C suivant la matière à élaborer, afin de garantir la qualité du produit réalisé [2]. En effet, pour assurer la conformité des colis réalisés, la température de la fonte verrière doit être garantie et constante tout au long de l'élaboration du verre.

Classiquement, la mesure des hautes températures de la fonte verrière est effectuée par des thermocouples directement plongés au cœur de celle-ci. Comme pour tout procédé, des éléments intrusifs imposent des coûts de mise en œuvre, de maintenance et de vérification des

boucles de mesure. Il a donc été décidé de s'intéresser à une méthode complémentaire, voire à terme alternative, de la mesure de la température de la fonte verrière ne nécessitant pas d'intrusion d'instruments. Le développement de cette technique de pilotage du procédé ne nécessitant pas de mesure « directe » de la température est discuté dans cet article. Des bases de données d'essais de vitrifications ont permis le développement de méta-modèles capables de prédire la température de la fonte. Basés sur des réseaux de neurones de type Perceptron multi-couches et optimisés par des algorithmes de type « Levenberg-Marquardt », ces modèles statistiques sont capables, à partir de grandeurs mesurées par ailleurs, de donner la température au cœur de la fonte verrière [3]. Les entrées de ces modèles sont alors des paramètres facilement mesurables comme les grandeurs électromagnétiques de la source de puissance, ainsi qu'une partie des bilans énergétiques effectués sur les structures du four.

2. Modélisation statistique

Fort d'une large base de données acquise lors de 17 campagnes de vitrification s'étalant sur 1 à 3 semaines, une approche par modélisation statistique a été envisagée. Cette approche se différencie de la modélisation physique par le fait que les modèles sont construits à partir des données disponibles, sans tenir compte des mécanismes physiques entrant en jeux.

2.1. Outils de calcul

Le développement de nos modèles s'est fait à l'aide du logiciel Uranie, développé par le Laboratoire de Génie Logiciel et de Simulation du CEA de Saclay, il possède de nombreux outils utiles à l'extraction de connaissances à partir de données. Basé sur la plateforme Root développé par le CERN, il utilise de plus les bibliothèques de fonctions mathématiques Mixmod et OPT++ [4].

2.2. Les réseaux de neurones

Parmi les différents outils de modélisation statistique, du fait de leur capacité à s'adapter à des problèmes complexes et non linéaires et grâce à leur capacité prédictives, les réseaux de neurones de type perceptron multicouches ont été choisis. Leur puissance s'appuie sur la possibilité d'approcher n'importe quelle fonction dérivable dans le domaine observé par une somme de sigmoïdes [5].

Ce type de réseau se décompose en plusieurs couches : les variables en entrée, la variable de sortie, qui dans notre étude est la température de la fonte verrière et un ou plusieurs niveaux cachés composés de plusieurs nœuds (figure 2).

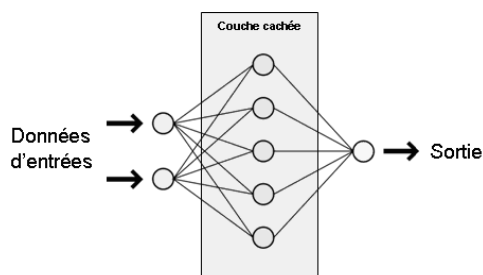


Figure 2 : Perceptron multicouches

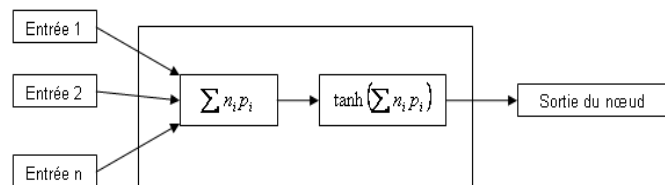


Figure 3 : Principe d'un nœud de réseau de neurones

Le principe d'un nœud de Perceptron multicouches (figure 3) dans le cadre de la prédiction d'informations est le suivant :

- Un nœud de la couche cachée reçoit des valeurs en entrée.
- Une fonction de combinaison calcule la somme pondérée $\sum n_i p_i$ des valeurs n_i d'entrée.

- La valeur en sortie du nœud est déterminée par l'application d'une fonction d'activation à la somme pondérée. Dans cette étude la fonction d'activation est une sigmoïde tangentielle.

2.3. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage du réseau de neurones s'effectue à partir d'un échantillon de la base de données. Il consiste en l'ajustement des poids des connexions entre les nœuds. Au cours de l'apprentissage la valeur renvoyée par le nœud en sortie du réseau est comparée à la valeur réelle, et les poids p_i sont ajustés de façon à améliorer la prédiction du réseau.

Lors de la comparaison des valeurs calculées et réelles une fonction d'erreur est calculée. Cette fonction correspond à la somme des carrés des erreurs commises pour chaque individu de l'échantillon d'apprentissage. Optimiser le réseau revient à minimiser cette fonction.

Parmi les différents algorithmes de minimisation de fonctions de type « moindres carrés » l'algorithme de Levenberg-Marquardt a été utilisé. Cet algorithme converge plus rapidement que d'autres algorithmes tels que les algorithmes de « rétropropagation du gradient », « descentes de gradients conjugués » ou algorithmes génétiques mais ils nécessitent des machines de calcul puissantes [5].

2.4. Choix de l'échantillon d'apprentissage.

L'apprentissage d'un réseau de neurones est d'autant meilleur que son échantillon d'apprentissage est riche. Il convient qu'il contienne toutes les modalités de chaque variable en entrée ou en sortie du réseau. En effet, un réseau ne peut être prédictif que dans l'espace des variables qu'il a exploré lors de son apprentissage. Evidemment le temps d'apprentissage augmente fortement avec la taille de l'échantillon.

2.5. Influences du nombre de nœuds de la couche cachée et choix du réseau

Le pouvoir de prédiction d'un réseau de neurones augmente avec le nombre de nœuds de la couche cachée. Néanmoins un nombre de nœuds cachés trop important peut nuire à cette capacité de prédiction car le réseau pourrait s'adapter trop fortement à l'ensemble d'apprentissage, et ne pas être performant pour un nouveau jeu de données. C'est la notion de « sur-apprentissage ».

Pour chaque base d'apprentissage, à partir desquelles on veut générer un réseau, il convient donc de réaliser une analyse paramétrique de ce nombre de nœuds cachés en générant plusieurs réseaux avec un nombre de nœuds différents. Chaque réseau est ensuite testé sur un nouveau jeu de données et sa capacité de prédiction en fonction du nombre de nœuds est analysée en regardant la qualité de la régression linéaire entre données calculées et données réelles, via un calcul de coefficient de détermination R^2 :

$$R^2 = \left(\frac{\sum_i (y_i - \bar{y})(z_i - \bar{z})}{\sqrt{\left(\sum_i (y_i - \bar{y})^2\right) \left(\sum_i (z_i - \bar{z})^2\right)}} \right)^2, \text{ avec } Y \text{ la variable calculée et } Z \text{ la variable mesurée.}$$

Ce coefficient variant de 0 à 1 juge la qualité de la régression linéaire, 0 étant très mauvais et 1 excellent.

3. Application à la prédiction des hautes températures

3.1. Paramètres d'influence de la température

Afin de déterminer la température au cœur de la fonte verrière sans y plonger de thermocouple, il convient de s'intéresser aux paramètres du procédé susceptibles de donner une information sur l'état thermique du four. Il s'agit de :

- La masse de verre présent dans le four de laquelle dépend la puissance électromagnétique injectée pour garder une température d'élaboration constante. Cette masse est obtenue à partir du bilan sur les matières entrant et sortant. Elle varie au cours d'une élaboration de 200 kg, sachant que la masse maximale est de l'ordre de 400 kg.
- Les grandeurs électromagnétiques de la source de puissance : la tension, l'intensité et la puissance délivrées. Ces grandeurs varient pratiquement du simple au double. La puissance maximale délivrée atteint 400 kW.
- Les puissances thermiques dissipées dans les structures refroidies les plus représentatives de l'état thermique du four. Il s'agit principalement des puissances dissipées dans la virole et la sole, c'est-à-dire les interfaces présentant les plus grandes surfaces d'échange avec la charge de verre. On obtient ces données à partir du bilan de puissance réalisé entre l'entrée et la sortie des circuits d'eau pressurisée servant à refroidir les éléments. Ces grandeurs peuvent évoluer d'un facteur 10 sur une élaboration de 200 kg de verre.
- Les grandeurs caractérisant la convection forcée de la fonte verrière. Il s'agit principalement des débits d'injection de gaz dans le verre en fusion. Ils peuvent doubler au cours d'une élaboration. Ce mode d'agitation est largement répandu dans l'industrie verrière.

Au total une quinzaine de paramètres sont capables de donner une information sur la température. Ces paramètres facilement accessibles constituent donc les données d'entrée des réseaux de neurones générés, et la température de la fonte verrière la sortie.

Malgré les fortes variations de l'ensemble des paramètres, on rappelle que la température de la fonte doit être maintenue constante afin de respecter la conformité du verre produit.

Afin de satisfaire aux critères d'exigence qu'impose le choix d'une bonne base d'apprentissage, l'ensemble des campagnes d'élaboration est échantillonné. 10000 individus explorant le spectre des configurations possibles pour chaque paramètre d'entrée sont ainsi sélectionnés (différents niveaux de verre, de puissance délivrée, de débits de bullage, etc.).

3.2. Construction et choix du réseau

Dans le but d'obtenir un réseau de neurones le plus prédictif possible de la température de la fonte verrière, une étude sur l'influence du nombre de neurones cachés est réalisée.

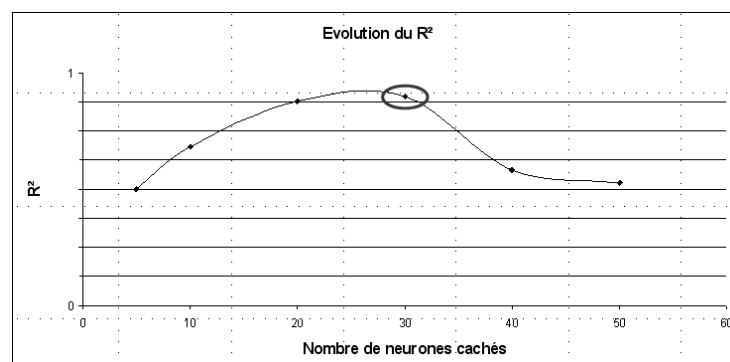


Figure 4 : Etude de l'influence du nombre de nœuds du réseau

Ainsi, six réseaux composés de 5, 10, 20, 30, 40 ou 50 nœuds sur la couche cachée sont générés à partir d'un apprentissage élaboré sur la base de données constituées des 10000 individus sélectionnés. La qualité de la régression linéaire entre la réponse des réseaux sur un nouveau jeu de donnée et la température réelle est alors évaluée en observant l'évolution de R^2 (figure 4).

Il apparaît que pour cette base de données d'apprentissage, le meilleur réseau parmi ceux que nous avons générés est constitué de 30 neurones sur la couche cachée. Ce réseau est donc conservé pour la suite de l'étude.

3.3. Comparaison aux données expérimentales

Les résultats ci-dessous montrent la capacité de prédiction du réseau précédemment sélectionné. En fournissant l'ensemble des données d'une campagne d'élaboration qui lui est totalement inconnue le réseau est mis en condition réelle.

La configuration testée ici correspond au cas de fonctionnement nominal du procédé de vitrification. L'échantillon de données d'entrée, constitué des quinze paramètres précités, fournit au réseau est issu d'une campagne s'étalant sur 3 semaines. Expérimentalement les données sont acquises toutes les 2 minutes. Les résultats expérimentaux et numériques sont présentés sur la figure 5.

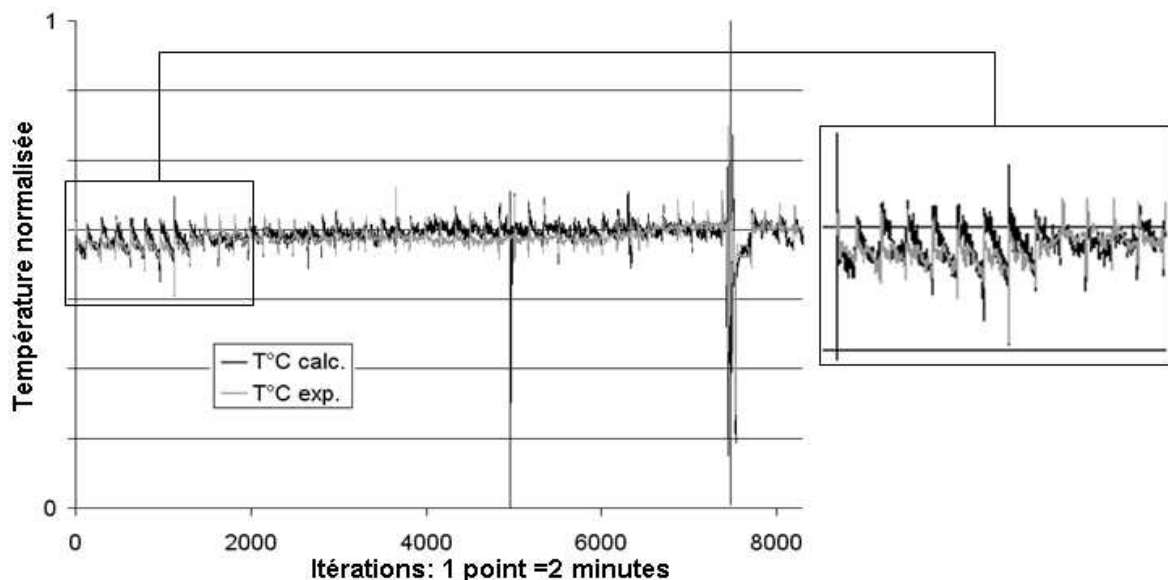


Figure 5 : Comparaison entre température expérimentale et température calculée

Les petits pics de température successifs traduisent les différentes coulées de verres survenues au cours de la campagne d'élaboration. L'alimentation en matière du four se fait en continu et des coulées de verre se produisent lorsque la charge de verre a atteint un certain niveau. Une élaboration, encadrée par deux coulées, dure en moyenne 5 heures. Les deux singularités situées aux alentours des itérations 5000 et 7500 sont dus à des interventions nécessitant l'arrêt de la source de puissance.

La comparaison entre températures expérimentales et températures calculées fait apparaître qu'outre sur les transitoires rapides de température dus aux coulées de verres successives ou aux interventions, le sens de variation de la température est respecté et la différence de température moyenne sur l'ensemble de campagne est de seulement 6.5°C pour un écart type à la moyenne de 6°C .

A l'inverse, d'autres configurations plus atypiques ont été testées, avec par exemple des modes de convection forcée dégradés. Tant que ces modes ont déjà été rencontrés par les réseaux au cours de leur apprentissage, ils sont capables de calculer une température de la fonte verrière acceptable. Au cours des tests de ces différentes configurations, l'écart de

température calculé n'a jamais été supérieur à 20°C, ce qui reste très acceptable compte tenu des très hautes températures auxquelles est confronté le système (figure 6).

Ces premiers résultats sont encourageants dans la mesure où l'erreur commise lors du calcul n'excède jamais 2% de la température de la fonte de verre. D'autant plus que les données d'entrées sont constituées de paramètres facilement accessibles, comme par exemple les grandeurs électromagnétiques fournies directement par la source de puissance.

Pour les besoins de la R&D et dans l'optique de réduire encore cette erreur, des études s'intéresseront à l'optimisation des données d'entrées du réseau. En effet, considérer la puissance réellement injectée dans le verre (en tenant compte des pertes électriques dans les structures du four) et non plus les grandeurs retournées de la source de puissance serait plus fidèle à la réalité physique et pourrait permettre une meilleure prédiction de la température.

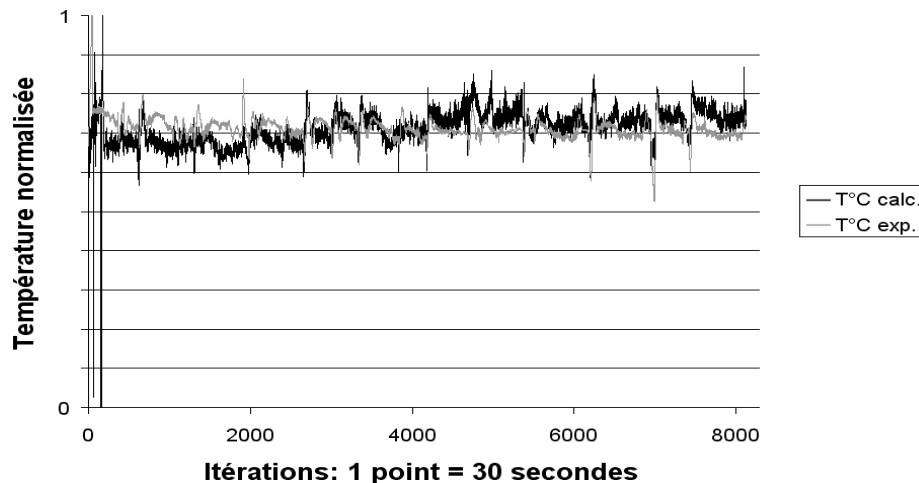


Figure 6 : Comparaison des températures dans le cas d'un mode dégradé

4. Conclusion

Les réseaux de neurones utilisés comme capteur semblent être une bonne méthode complémentaire pour prédire de hautes températures dans des environnements hostiles à l'intrusion d'éléments comme les thermocouples. L'acquisition préalable d'une grande quantité de données permet le développement de ces méta-modèles capables d'appréhender des problèmes complexes. Malgré leur incapacité à appréhender les lois physiques il a été montré qu'ils sont capables de prédire la température d'un milieu dans lequel les phénomènes physiques sont fortement couplés. Cette force constitue également leur point faible puisqu'ils fonctionnent comme une « boîte noire » délicate à régler (échantillon d'apprentissage, nombre de neurones de la couche cachée).

Références

- [1] E. Sauvage, P.Brun, A.Gagnoud, Y.Fautrelle, J. Lacombe, 2009, Thermoconvective flow of molten glass heated by direct induction in a cold crucible, Rev. Magnetohydrodynamics Vol.45, No. 4; pp 535–542.
- [2] Clefs CEA No. 46, Printemps 2002, ISSN 0298-6248, pp. 56–68.
- [3] Dreyfus G, Martinez J.M., Samuelides M, Gordon M.B., Badran F., Thiria S. and Hérault L, Réseaux de neurones. Méthodologie et Applications. Edition Eyrolles.
- [4] F. Gaudier, 2010, URANIE : The CEA/DEN Uncertainty and Sensitivity platform, Rev. Procedia – Social and Behavioral Sciences Vol. 2, No. 6; pp 7660–7661.
- [5] Stéphane Tufféry, Data Mining et statistique décisionnelle : L'intelligence des données, 2010, 3^e édition, Ed. Technip.