

Surveillance du système de refroidissement des transformateurs à l'aide des réseaux neuronaux

A. ZINFLOU, P. PICHER, L. VOULIGNY et A. MARCHAND
Hydro-Québec
Canada

SOMMAIRE

Des modèles thermiques dynamiques peuvent être utilisés pour surveiller l'état du système de refroidissement d'un transformateur en comparant la température estimée de l'huile avec la mesure de température de l'huile au sommet de la cuve, facilement disponible sur tous les transformateurs. Lorsque l'efficacité du système de refroidissement se dégrade, la température mesurée de l'huile au sommet dépasse celle qui est estimée par le modèle. Plusieurs modèles physiques, dont l'exactitude varie en fonction de leur complexité, ont été proposés dans la littérature pour effectuer une modélisation thermique dynamique des transformateurs.

Un modèle fondé sur les réseaux neuronaux a été employé pour représenter le comportement thermique dynamique des transformateurs en service sur le réseau de transport d'Hydro-Québec. Afin de tenir compte des conditions hivernales et estivales au Canada, les mesures prises sur ces transformateurs au cours d'au moins un an ont été utilisées pour entraîner le modèle. Lorsqu'on se sert de modèles physiques, il est important de considérer les divers modes de refroidissement, comme le nombre de ventilateurs en marche en mode de refroidissement à air forcé. Les réseaux neuronaux entraînés à partir de mesures historiques peuvent, par nature, tenir compte de cet aspect.

Le présent article explique cette approche en présentant ses résultats et ses limites. Les modèles utilisés ont été entraînés à partir de mesures prises sur 54 transformateurs à circulation d'huile naturelle et forcée dans les enroulements ainsi que dans le système de refroidissement. Ces transformateurs affichent des caractéristiques nominales allant de 120 kV à 315 kV et de 22,5 MVA à 450 MVA. Afin de démontrer la capacité des réseaux neuronaux retenus à détecter une anomalie de fonctionnement, les ventilateurs du système de refroidissement d'un transformateur ont été activés manuellement pour provoquer une variation de température détectable par le système de surveillance. La prochaine étape des travaux de recherche sera notamment axée sur la possibilité de lancer automatiquement un entraînement en ligne des réseaux dès que la quantité de données est suffisante.

MOTS CLÉS

Surveillance des transformateurs, apprentissage machine, réseaux neuronaux
zinflou.arnaud@ireq.ca

1. INTRODUCTION

Le parc de transformateurs d'Hydro-Québec compte plus de 2 300 transformateurs (transformateurs élévateurs de tension, transformateurs de transport et transformateurs d'alimentation de réseau de distribution) d'une puissance installée totale de plus de 200 000 MVA. Une stratégie intégrée de surveillance des transformateurs a été mise en œuvre : des capteurs en place sur les transformateurs surveillent certains paramètres permettant d'évaluer leur état. Afin de convertir les données de mesure en information utile pour évaluer l'état des transformateurs, il est nécessaire d'analyser ces données en tenant compte des divers modes de défaillance physique des principaux composants du transformateur (partie active, système de refroidissement, traversées et changeur de prises). Chaque élément de cette stratégie, qu'il s'agisse des capteurs ou des mesures d'entretien correctives (figure 1), est essentiel à son succès. Au moment d'écrire ces lignes, les données de 293 transformateurs sont accessibles au moyen du système de surveillance centralisé présenté à la figure 1 ; au moins un capteur par transformateur est relié au système. Le nombre de transformateurs connectés augmentera dans les années à venir, à mesure que d'autres postes électriques seront connectés au système d'acquisition de données. Le présent article porte sur l'analyse des données en vue d'évaluer l'efficacité du système de refroidissement.

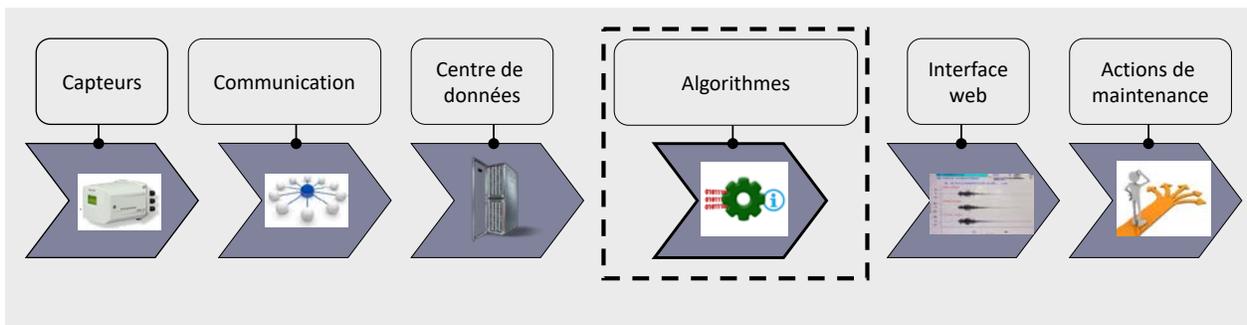


Figure 1 : Stratégie intégrée de surveillance des transformateurs

Des dispositifs de surveillance de la température sont utilisés pour contrôler le système de refroidissement et déclencher les alarmes de température élevée. Le recours à des dispositifs numériques modernes permet la transmission des données de température vers un lieu centralisé où se trouvent aussi les mesures fournies par d'autres capteurs. La température ambiante, la température de l'huile, la température des enroulements et la charge sont corrélées. De récentes études reposant sur des simulations numériques tridimensionnelles (3D) et l'incorporation de fibres optiques dans les enroulements indiquent que l'écoulement du fluide dans l'enroulement d'un transformateur est un phénomène extrêmement complexe, difficile à décrire par de simples équations.

Cet article propose une approche d'apprentissage machine permettant de surveiller l'efficacité du système de refroidissement. Cette approche est comparée avec les équations des guides de charge couramment employées pour calculer la température de l'huile au sommet de la cuve en fonction de la température ambiante et de la charge. Afin de démontrer la capacité du modèle à détecter un comportement anormal, un écart par rapport au fonctionnement normal a été provoqué en agissant manuellement sur les étages de refroidissement.

2. Modèles thermiques dynamiques des guides de charge et leurs limites

Un examen détaillé des plus récents modèles thermiques dynamiques se trouve dans le document [1]. L'applicabilité des guides de charge de la Commission électrotechnique internationale (CEI) et de l'Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) [2, 3] pour les transformateurs de puissance est limitée à une température ambiante supérieure à 0 °C, car le modèle thermique ne tient pas compte des

variations de la viscosité de l'huile et de la résistance des enroulements [4]. En d'autres termes, dans les modèles des guides de charge, l'échauffement ultime de l'huile et des enroulements est indépendant de la température ambiante. Les plus récents travaux de recherche en matière de modélisation thermique dynamique des transformateurs s'emploient à intégrer ces deux paramètres et à décrire plus exactement le phénomène de dépassement thermique associé au transfert local de chaleur par convection, qui dépend notamment de la répartition de l'écoulement d'huile dans les canaux de refroidissement. La modélisation directe du dépassement thermique peut aider à reproduire plus adéquatement le comportement de la température transitoire après une augmentation prononcée de la charge, qui peut survenir, par exemple, lorsqu'un transformateur parallèle est mis hors service [5]. Certains chercheurs ont mis au point des paramètres et comparé divers modèles avec des données mesurées sur deux transformateurs, l'un à circulation forcée de l'huile et l'autre à convection naturelle [6, 7]. Ils ont conclu que les modèles les plus prometteurs devraient intégrer des ensembles de données élargis. D'autres chercheurs ont créé un modèle amélioré, qui a été vérifié et validé sur un transformateur à circulation forcée de l'huile [8, 9]. Ce modèle a été vérifié dans des conditions estivales et hivernales et s'est avéré relativement exact, même en conservant le même échauffement ultime de l'huile.

Nous avons effectué une surveillance continue sur un transformateur triphasé (au poste de La Suète, à Québec) d'une puissance nominale de 66 MVA à 225/26,4 kV, à circulation naturelle de l'huile et air ventilé sur les radiateurs (ONAF), afin de parfaire nos connaissances sur le comportement thermique. Des mesures de la température ambiante, de la charge et de la température de l'huile (au sommet et au fond de la cuve) et des mesures à l'intérieur des enroulements, à l'aide de sondes à fibre optique, ont été prises toutes les minutes pendant plus de trois ans. Le tableau 1 résume les données lorsque le transformateur fonctionne à charge nominale, tous les ventilateurs de refroidissement en marche, et à des températures ambiantes variant de $-29\text{ }^{\circ}\text{C}$, en janvier, à $+23\text{ }^{\circ}\text{C}$, en juillet.

Lorsque la température de l'huile au fond chute sous $0\text{ }^{\circ}\text{C}$, l'écart de température entre l'huile au fond et l'huile au sommet augmente considérablement, indiquant une baisse du débit d'huile dans les enroulements qui s'explique par une hausse exponentielle de la viscosité de l'huile [10]. Bien que les formulations décrites en [10] incluent la viscosité de l'huile, elles reposent sur la température de l'huile au sommet, laquelle est de beaucoup supérieure à $0\text{ }^{\circ}\text{C}$, même à une température ambiante de $-29\text{ }^{\circ}\text{C}$. Il en résulte une erreur systématique de plus de $20\text{ }^{\circ}\text{C}$. On pourrait éventuellement améliorer le modèle en se basant sur la température de l'huile au fond pour calculer la viscosité de l'huile. Or, la température de l'huile au fond n'est généralement pas mesurée, et les données des essais d'échauffement sur des transformateurs plus âgés ne tiennent pas toujours compte de cette information.

Bref, la recherche dans ce domaine se poursuit. Un nouveau groupe de travail du CIGRÉ (GT A2.60) a d'ailleurs été créé en 2019 dont le mandat est de dégager les enseignements acquis de l'expérience et de formuler des recommandations pour d'éventuelles améliorations.

Tableau 1 : Comparaison entre les mesures prises et les résultats des calculs effectués pour un transformateur de 66 MVA à convection naturelle en service à charge nominale

Mois	Mesures prises sur un transformateur en service à charge nominale				Modèles des guides de charge
	θ_{amb} (°C)	θ_{to} (°C)	θ_{bo} (°C)	$\theta_{to} - \theta_{amb}$ (°C)	$\Delta\theta_{to,nominal}$ (°C)
Janvier	-29,0	45,2	-15,5	74,2	50,2
Mars	-3,7	52,1	13,3	55,8	
Avril	9,7	65,0	29,8	55,3	
Septembre	15,6	70,3	35,5	54,7	
Juillet	23,0	74,1	41,4	51,1	

θ_{amb} est la température ambiante

θ_{to} est la température de l'huile au sommet de la cuve

θ_{bo} est la température de l'huile au fond de la cuve

$\Delta\theta_{to,nominal}$ est l'échauffement de l'huile au sommet par rapport à la température ambiante, en régime nominal

3. MODÉLISATION THERMIQUE PAR DES APPROCHES D'APPRENTISSAGE MACHINE

3.1 Revue des ouvrages publiés

Les limites des modèles thermiques dynamiques et l'intérêt accru pour les approches d'apprentissage machine ont conduit nombre de chercheurs à proposer des modèles de prédiction thermique adaptés, tels que les réseaux neuronaux [11-14], les modèles thermiques avec correction d'erreurs par réseaux neuronaux [15], les modèles thermiques avec optimisation des paramètres par algorithmes génétiques et optimisation par essaim de particules [16], les systèmes adaptatifs d'inférence floue à base neuronale (ANFIS) [17], les systèmes flous gaussiens évolutifs [18], les systèmes neuroflous [19], la programmation génétique [20] et les ensembles de modèles de régression quantile [21].

Dans notre étude, différents modèles ont été évalués, y compris les forêts d'arbres décisionnels [22], le perceptron multicouche (MLP) à propagation avant [23], les séparateurs à vaste marge pour la régression (SVR) [24], le système adaptatif neuro-flou (ANFIS), et les réseaux neuronaux autorégressifs exogènes non linéaires (NARX) [25]. Ces approches sont souvent utilisées dans la littérature et ont chacun des points forts et des points faibles. Nos résultats expérimentaux montrent que le modèle NARX obtient les meilleures performances pour notre contexte. Ce modèle est expliqué plus en détail à la section 3.2. Voici une brève description des autres approches évaluées :

- Les forêts d'arbres décisionnels sont schématiquement définies par un ensemble d'arbres récursifs. Chaque arbre est généré à partir d'un échantillon de démarrage; un sous-ensemble aléatoire de descripteurs est utilisé pour les ramifications de chaque nœud de l'arbre. De nombreux arbres sont créés en échantillonnant à plusieurs reprises les données d'entraînement et en faisant la moyenne des différences de résultats [22].
- Un perceptron multicouche (MLP) est un réseau neuronal à trois couches (entrée, cachée, sortie) dont chaque neurone est relié à tous les autres. Chaque neurone effectue une somme pondérée de ses entrées et transmet les résultats à une fonction d'activation. Des réseaux neuronaux simples comme le MLP peuvent facilement être adaptés pour traiter les séries temporelles au moyen d'une ligne à délai de retard, formant le réseau neuronal à délai de retard (TDNN) [26].

- L'algorithme de séparation à vaste marge pour la régression (SVR) consiste essentiellement à projeter les données d'entrée dans un espace de caractéristiques à m dimensions à l'aide d'une fonction noyau. Celle-ci traduit un problème non linéairement séparable en un espace de caractéristiques linéairement séparable par un hyperplan. L'algorithme définit une fonction de perte \mathcal{E} qui ignore les erreurs situées à une certaine distance de la valeur réelle.
- Les systèmes adaptatifs d'inférence floue à base neuronale (ANFIS) désignent une classe de réseaux adaptatifs qui incorporent à la fois des réseaux neuronaux et des principes de logique floue. Cette approche consiste essentiellement en un modèle de logique floue fondée sur des règles qui sont définies lors du processus d'entraînement. Le processus permet de construire le système d'inférence floue en fonction des exemples d'entraînement.

3.2 Description de l'approche retenue

Un réseau neuronal autorégressif exogène non linéaire (NARX) est un type de réseau de neurones récurrent où la sortie d'un pas de temps donné dépend à la fois des entrées et sorties exogènes des pas de temps précédents. Le comportement dynamique d'un réseau NARX peut s'exprimer comme suit :

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), x(t), x(t-1), \dots, x(t-n_x)) \quad (1)$$

où $x(t)$ et $y(t)$ représentent l'entrée et la sortie au pas de temps t ; n_x et n_y sont les délais de retard définis par l'utilisateur pour l'entrée et la sortie ; et $f(\cdot)$ est une fonction non linéaire. La fonction $f(\cdot)$ est généralement modélisée comme un réseau neuronal à propagation avant. Les réseaux NARX, formalisés dans l'article [25], sont utilisés pour prédire le comportement de systèmes à comportement dynamique non linéaire dans un large éventail de domaines, tels que les échangeurs de chaleur, les stations d'épuration des eaux usées et les systèmes de reformage catalytique dans les raffineries de pétrole, ainsi que la prédiction de séries temporelles. Cependant, à notre connaissance, c'est la première fois qu'ils servent à prédire la température de l'huile au sommet de la cuve d'un transformateur et à la valider sur de nombreux appareils en service depuis plusieurs années.

Les entrées du réseau NARX sont la température ambiante et la charge électrique. Une analyse de corrélation croisée montre qu'il existe une relation non linéaire entre ces variables et la température de l'huile au sommet. Ces variables peuvent donc être de bons prédicteurs, parce qu'elles injectent une nouvelle information dans le modèle. La sortie, soit la température de l'huile au sommet, est comparée avec la mesure de température de l'huile au sommet qui sert à commander le système de refroidissement.

Une baisse d'efficacité du système de refroidissement peut être causée, entre autres, par une panne de ventilateur ou la présence de contaminants sur les ailettes du radiateur. Dans ce cas, la température mesurée sera supérieure à la température prévue par le modèle. Un avertissement est ensuite envoyé au personnel de maintenance et des mesures correctives sont apportées avant la transmission d'une alarme haute température aux exploitants du réseau.

Les modèles NARX ne requièrent pas d'information sur les étages de refroidissement : des expériences comparatives ont en effet démontré que l'ajout de cette information en entrée à un modèle NARX n'a pas d'effets notables sur ses résultats. Cela peut s'expliquer par la corrélation entre les entrées du modèle NARX et les étages de refroidissement, celles-ci dépendant de la température des enroulements, laquelle est directement corrélée avec la température ambiante et la charge.

Les pas de temps sont définis comme des périodes de cinq minutes. Le délai de rétroaction n_y correspond à la valeur d'autocorrélation la plus élevée pour le signal de température de l'huile au sommet. Le délai de

retard de l'entrée n_x est calculé comme étant le délai maximum des signaux d'entrée, où le délai de chaque signal d'entrée correspond à la valeur maximale de corrélation croisée avec le signal de température de l'huile au sommet. La fonction $f(\cdot)$ est représentée comme un réseau neuronal à propagation avant ; le résultat de sa calibration est une couche cachée de 10 neurones.

Le modèle NARX a été implémenté dans MATLAB avec la Neural Network Toolbox [27] (voir la figure 2). La fonction objectif retenue est l'erreur quadratique moyenne. Un modèle a été entraîné pour chaque transformateur sur une année de données historiques avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt [28] pendant 1 000 itérations.

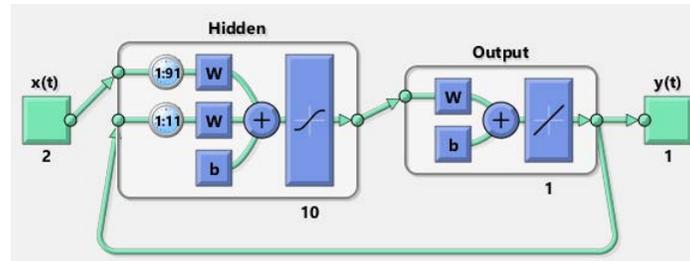


Figure 2 : Schéma d'un réseau NARX pour un transformateur, où $n_x = 91$ et $n_y = 11$ (figure tirée de MATLAB)

4. EXPÉRIENCES SUR LE TERRAIN

4.1 Sélection, nettoyage et préparation des données d'entraînement

Comme nous l'avons vu à la section 2, l'efficacité thermique des transformateurs à convection naturelle est fortement influencée par la viscosité de l'huile et sa dépendance à la température ambiante. Une période d'entraînement adéquate devrait donc s'étendre sur quatre saisons. Pendant cette période, on suppose que le système de refroidissement est en bon état. Si l'entraînement est réalisé alors que le fonctionnement du système de refroidissement est dégradé et que son entretien est effectué par la suite, la température mesurée risque d'être inférieure à la température prévue. Dans ce cas, il serait nécessaire de recommencer l'entraînement.

Avant d'entraîner le modèle NARX, il faut nettoyer et préparer les données. Les échantillons de données mesurées ne sont pas envoyés simultanément. Ils sont plutôt stockés au moyen d'une technique d'exception, c'est-à-dire qu'ils ne sont stockés que si la valeur s'est écartée d'un seuil prédéterminé (également appelé « zone morte »). Une interpolation linéaire simple entre les échantillons enregistrés est effectuée pour alimenter le modèle en données ayant un pas de temps fixe de 5 minutes. Des problèmes de communication ou de capteurs peuvent interrompre le flux de données vers le serveur centralisé, de sorte que l'interpolation est interrompue lorsque le laps de temps entre deux échantillons de mesure consécutifs dépasse un certain seuil. Les mêmes règles d'interpolation s'appliquent lorsque le modèle est utilisé en mode surveillance. Les données incohérentes pouvant être transmises pendant la vérification des capteurs ou les données erronées (dus, par exemple, au bruit) sont supprimées de l'ensemble de données d'entraînement.

Compte tenu de ces éléments, il a été possible d'appliquer l'entraînement sur 54 transformateurs ; 140 années-transformateurs de données de surveillance valides étaient accessibles à la rédaction de ces lignes. Les transformateurs sont refroidis par circulation naturelle ou forcée de l'huile dans les enroulements et par circulation naturelle ou forcée de l'air sur leurs radiateurs. Les puissances nominales des transformateurs variaient de 22,5 à 450 MVA à des tensions de 120 à 315 kV.

4.2 Évaluation des résultats

Une bonne façon d'évaluer l'exactitude de la prédiction du modèle NARX est de tracer la valeur de l'erreur absolue en fonction du temps normalisé. Il est alors possible de comparer les données provenant des transformateurs avec des données historiques sur diverses périodes, comme le montre la figure 3. La figure 4 illustre l'erreur au 90^e centile pour chaque transformateur en fonction de la période des données historiques. On constate que, pour 49 transformateurs sur 54, l'erreur est inférieure à 1 °C pour 90 % des échantillons de données.

L'exactitude du modèle NARX est également bonne à toutes les températures et dans toutes les conditions de charge. La figure 5 montre les valeurs d'erreur pour quatre transformateurs du poste de La Suète, les données étant regroupées selon la température ambiante et la charge. Ceci démontre que l'exactitude de la prédiction du modèle NARX ne dépend pas de ces paramètres. D'ailleurs, les transformateurs ont fonctionné dans diverses conditions de refroidissement et aucun effet sur l'exactitude de l'estimation n'a été montré.

Les figures 6 et 7 comparent les résultats entre le modèle NARX et le modèle de G. Swift [8], avec une élévation constante de la température nominale (correspondant aux caractéristiques nominales maximales des étages de refroidissement), qui est très similaire aux modèles des guides de charge pour la température de l'huile au sommet [2, 3]. Les graphiques montrent le nombre de ventilateurs en marche, la charge (avec des profils différents en été et en hiver) et la température ambiante. L'estimation du modèle NARX est essentiellement superposée à la mesure de température de l'huile au sommet. Le modèle des guides de charge ne tient pas compte du nombre de ventilateurs en marche et suppose que tous les ventilateurs fonctionnent en tout temps. Afin d'évaluer les résultats de ce modèle, certaines zones sont indiquées lorsque tous les ventilateurs sont en marche. On constate qu'en été, le modèle est plus exact, mais pas autant que l'est le modèle NARX. En hiver, l'écart de l'estimation s'accroît en raison de l'augmentation de la viscosité de l'huile. Il apparaît donc clairement que l'emploi d'un modèle dynamique de guide de charge qui ne tient pas correctement compte du comportement à basse température ambiante peut donner lieu à une fausse alarme liée à l'efficacité du système de refroidissement.

Cependant, la performance du modèle NARX se dégrade après une variation prononcée de charge ou lorsque les données d'entrée (température ambiante ou charge) sont bruitées, comme l'illustrent la figure 8 et la figure 9. Dans ces cas, l'estimation du modèle NARX devient instable et s'écarte de la valeur normale pour une période pouvant aller jusqu'à quelques heures, lors d'une variation prononcée de la charge, ou plus longtemps, si l'écart est causé par des valeurs d'entrée bruitées. Étant donné que ce comportement est loin d'être normal, il ne peut être interprété à tort comme une défaillance du système de refroidissement. Il est alors possible de post-traiter les données afin d'éliminer ces écarts de l'analyse.

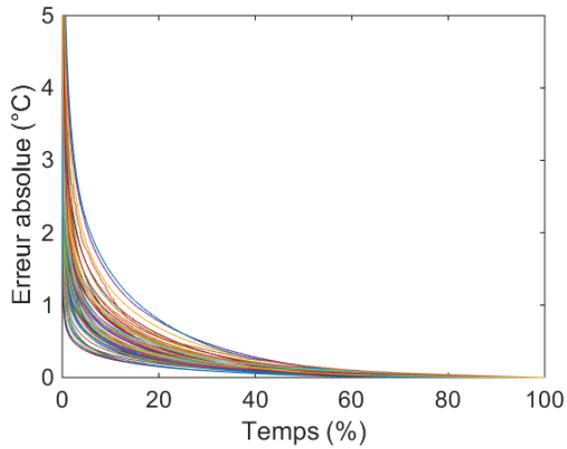


Figure 3 : Valeur de l'erreur absolue pour 54 transformateurs représentant 140 années-transformateurs de données

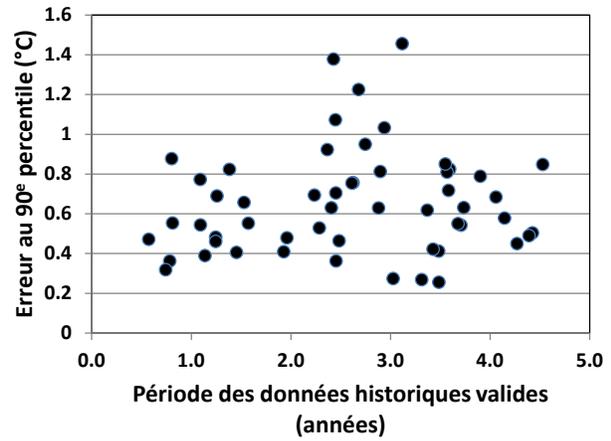


Figure 4 : Erreur au 90^e centile pour chaque transformateur en fonction de la période des données historiques (90 % des données présentent une erreur inférieure)

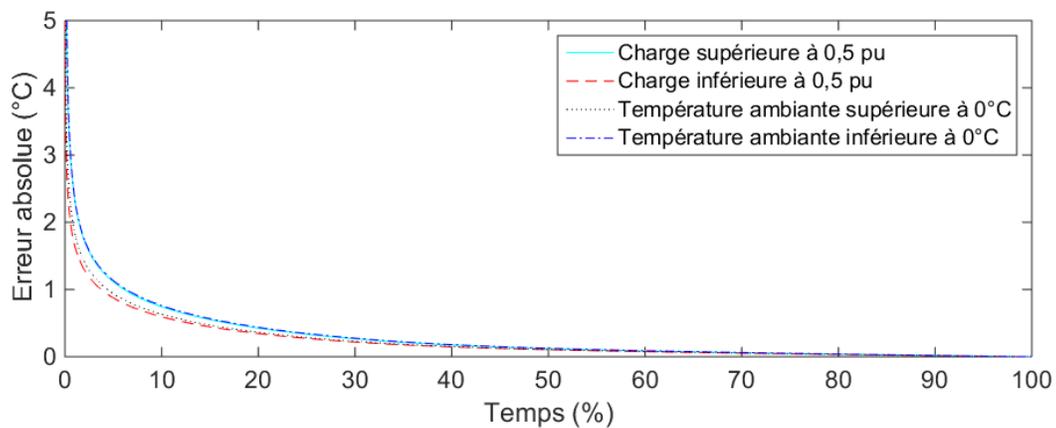


Figure 5 : Valeur de l'erreur absolue pour quatre transformateurs du poste de La Suète regroupés en fonction de la température ambiante et de la charge

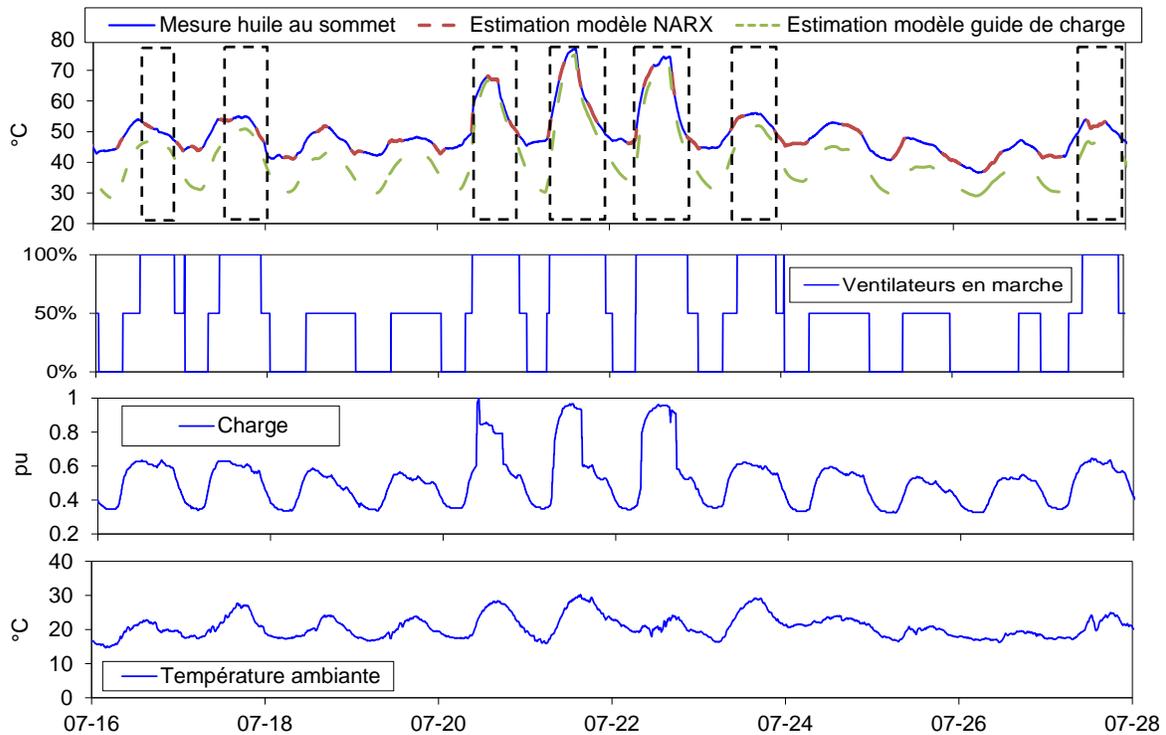


Figure 6 : Comparaison des estimations des guides de charge et du modèle NARX pour un transformateur de 66 MVA fonctionnant en été

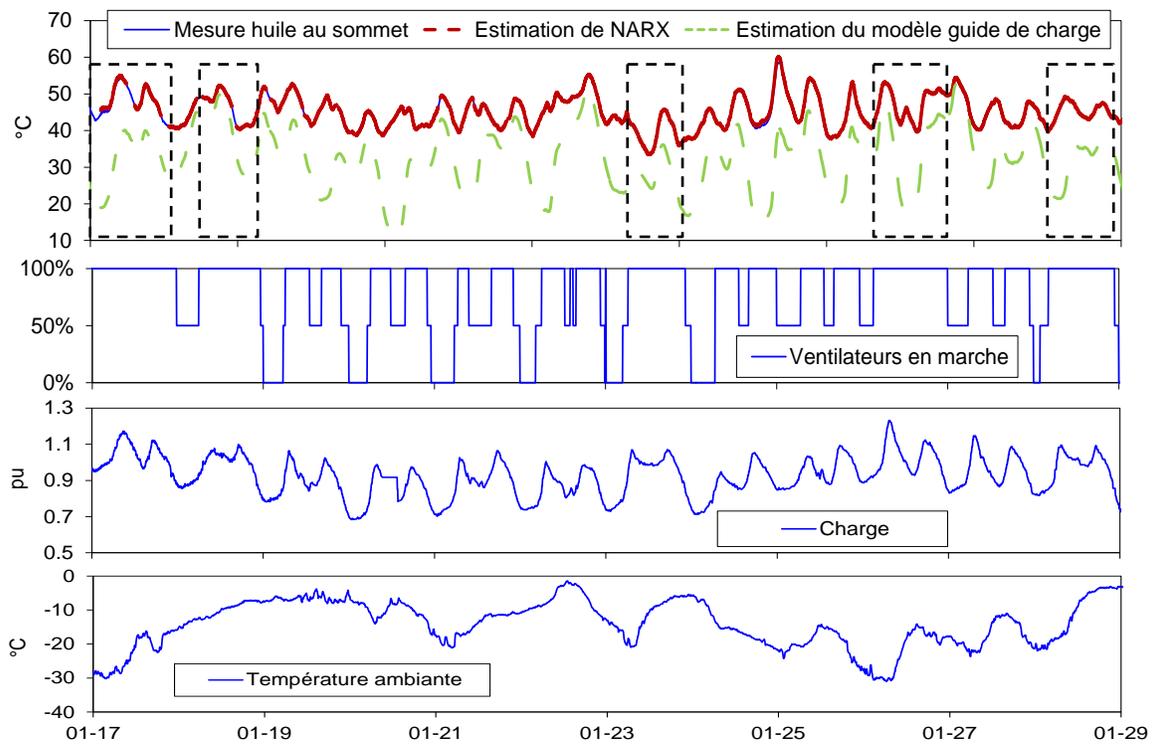


Figure 7 : Comparaison des estimations des guides de charge et du modèle NARX pour un transformateur de 66 MVA fonctionnant en hiver

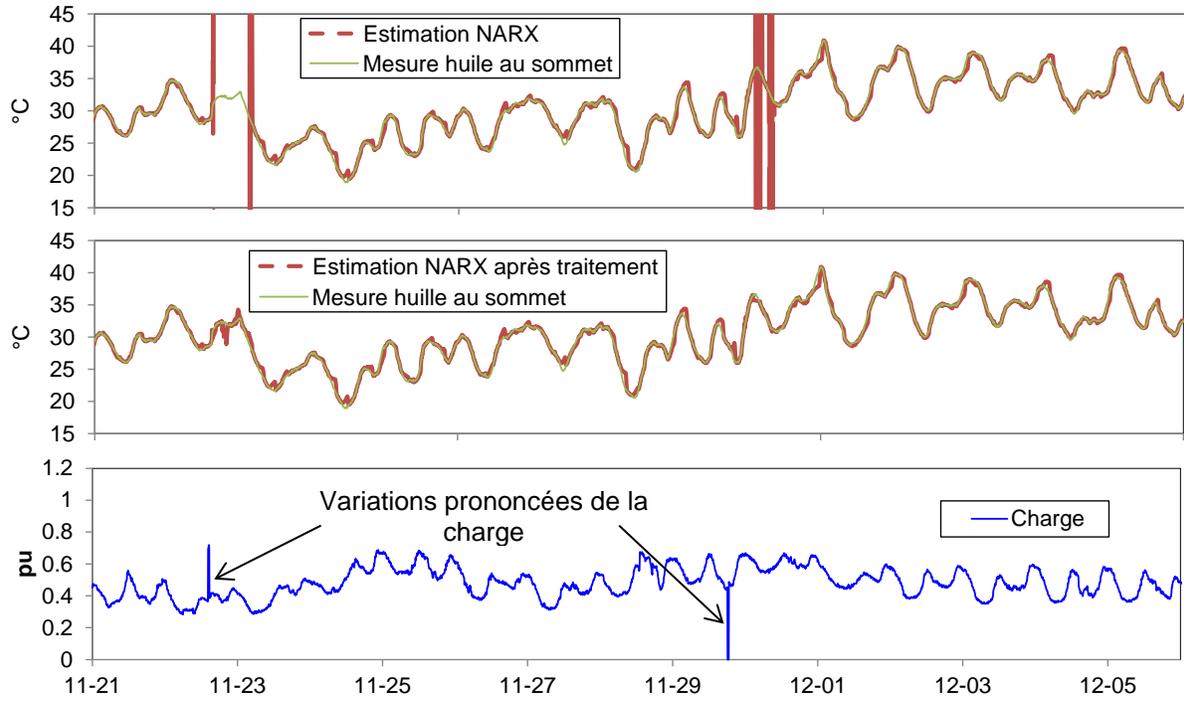


Figure 8 : Variations prononcées de la charge conduisant à une instabilité dans l'estimation du modèle NARX

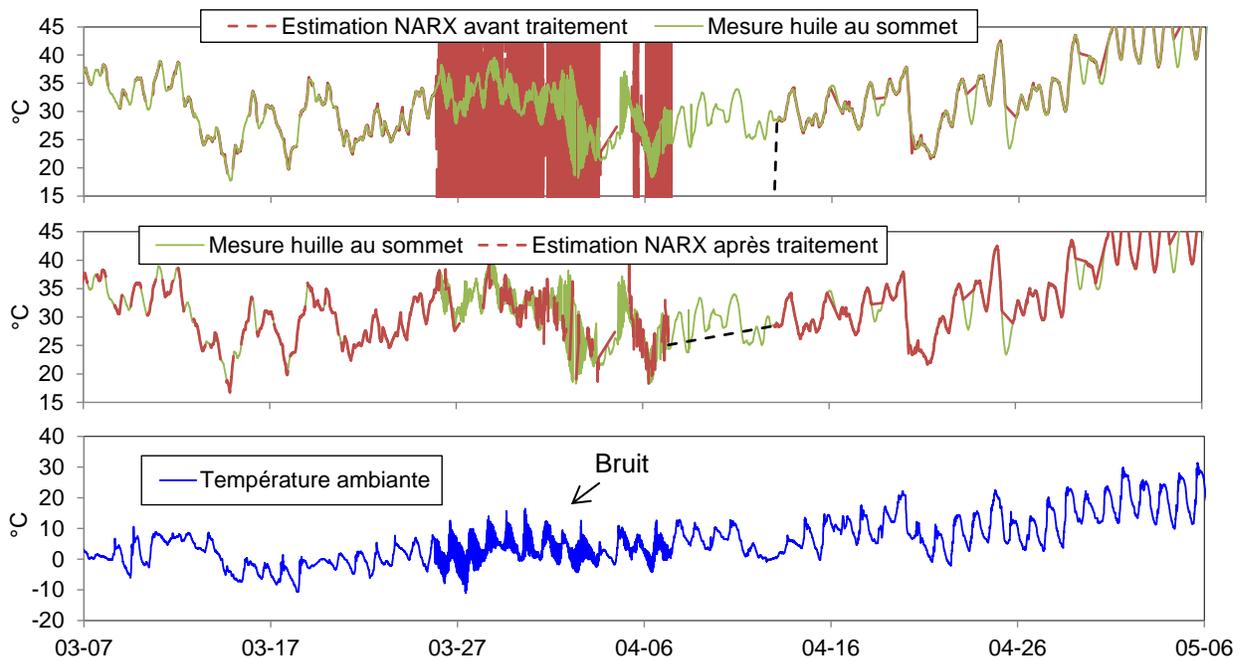


Figure 9 : Mesures de température ambiante bruitées conduisant à une instabilité dans l'estimation du modèle NARX

5. SIMULATION DE DÉFAILLANCE : CHANGEMENT MANUEL DES CONDITIONS DE REFROIDISSEMENT

Une façon simple de détecter une défaillance du système de refroidissement pourrait être de surveiller l'erreur moyenne quotidienne de la température estimée de l'huile au sommet. Si la température de l'huile au sommet est estimée avec exactitude, cette erreur sera faible pendant le fonctionnement normal du transformateur. Afin d'induire une variation du comportement normal du système de refroidissement, les ventilateurs d'un transformateur ont été activés manuellement pendant quelques semaines. La température de l'huile au sommet était alors inférieure à celle mesurée durant le fonctionnement normal, comme le montre la figure 10. Comme prévu, on observe que le modèle NARX peut rendre compte de cet écart anormal. En effet, la température estimée de l'huile au sommet est systématiquement plus élevée que la température mesurée alors que les ventilateurs sont actionnés manuellement. Des algorithmes d'écart améliorés peuvent être appliqués en utilisant une moyenne mobile ou une analyse statistique plus pointue des écarts, comme le proposent les auteurs de l'article [29].

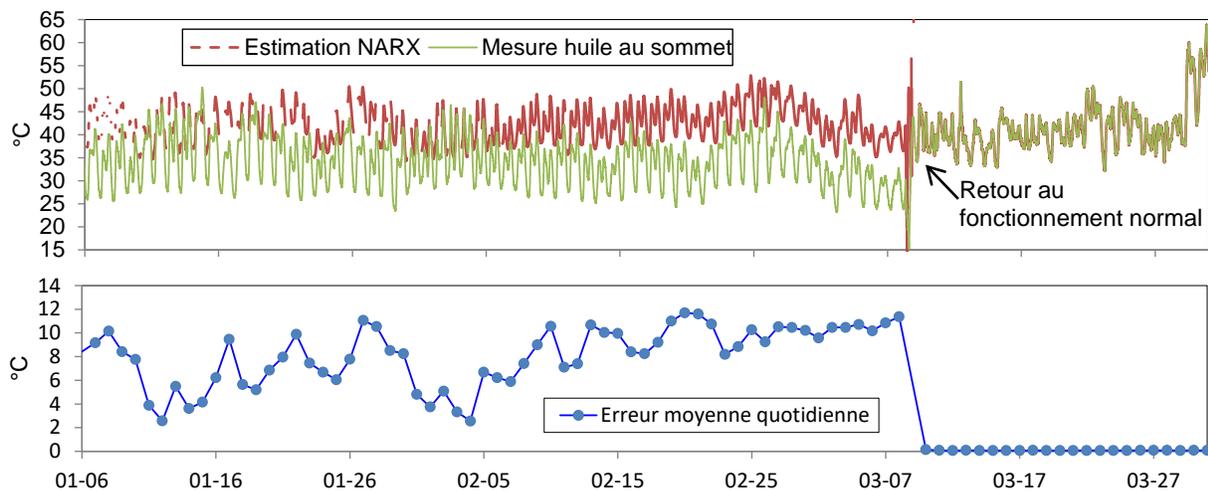


Figure 10 : Mesures et estimation du modèle NARX pendant le fonctionnement manuel des ventilateurs

6. CONCLUSION

Un modèle thermique dynamique peut être utilisé pour surveiller l'efficacité de refroidissement des transformateurs. Il doit pouvoir prédire la température dans une large gamme de températures ambiantes et de charges, ce qui s'avère encore difficile pour les modèles fondés sur la physique des phénomènes thermiques.

Afin de résoudre ce problème complexe, on applique depuis quelques années l'approche d'apprentissage machine. Le modèle NARX proposé dans la présente étude donne d'excellents résultats sur de nombreux transformateurs à circulation d'huile naturelle et forcée dans les enroulements et le système de refroidissement. Il a affiché des résultats similaires dans des conditions estivales et hivernales, et avec une charge variant de 0 à 1,4 pu. Il s'est toutefois révélé inadéquat lors de variations soudaines de charge, car l'entraînement repose essentiellement sur les fluctuations lentes de la charge. Des écarts similaires ont été observés dans le cas de signaux d'entrée bruités. Ces estimations anormales ont été décelées et supprimées lors du post-traitement de la sortie. Étant donné que l'objectif du modèle est de détecter les changements dans l'efficacité de refroidissement, ces événements isolés ne devraient pas limiter l'intérêt pour l'approche proposée.

Les travaux à venir seront axés sur la possibilité de lancer automatiquement un entraînement en ligne dès que la quantité de données est suffisante.

7. REMERCIEMENTS

Les auteurs tiennent à remercier J. Picher, stagiaire à l'Institut de recherche d'Hydro-Québec (IREQ), pour sa contribution au traitement des données et à l'amélioration du présent article.

8. RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] CIGRE Working Group A2.38, "Transformer thermal modelling," *Brochure 659*, 2016.
- [2] "Loading guide for oil-immersed power transformers," *IEC 60076-7 (2005-12)*, 2005.
- [3] "IEEE Guide for Loading Mineral-Oil-Immersed Transformers and Step-Voltage Regulators - Redline," *IEEE Std C57.91-2011*, pp. 1-172, 2012.
- [4] J. Aubin and Y. Langhame, "Effect of oil viscosity on transformer loading capability at low ambient temperatures," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 7, pp. 516-524, 1992.
- [5] H. Nordman, N. Rafsback, and D. Susa, "Temperature responses to step changes in the load current of power transformers," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 18, pp. 1110-1117, 2003.
- [6] L. Jauregui-Rivera and D. J. Tylavsky, "Acceptability of four transformer top-oil thermal models-part I: Defining metrics," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 23, pp. 860-865, 2008.
- [7] L. Jauregui-Rivera and D. J. Tylavsky, "Acceptability of four transformer top-oil thermal models - Part II: Comparing metrics," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 23, pp. 866-872, 2008.
- [8] G. Swift, T. S. Molinski, and W. Lehn, "A fundamental approach to transformer thermal modeling - Part I: Theory and equivalent circuit," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 16, pp. 171-175, 2001.
- [9] G. Swift, T. S. Molinski, R. Bray, and R. Menzies, "A fundamental approach to transformer thermal modeling - Part II: Field verification," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 16, pp. 176-180, 2001.
- [10] D. Susa, M. Lehtonen, and H. Nordman, "Dynamic thermal modelling of power transformers," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 20, pp. 197-204, 2005.
- [11] M. K. Pradhan and T. S. Ramu, "Online monitoring of temperature in power transformers using optimal linear combination of ANNs," in *Conference Record of the 2004 IEEE International Symposium on Electrical Insulation*, 2004, pp. 70-73.
- [12] D. J. Tylavsky, "Transformer top-oil temperature modeling and simulation," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 36, pp. 1219-1225, 2000.
- [13] J. L. Velasquez-Contreras, M. A. Sanz-Bobi, and S. Galceran Arellano, "General asset management model in the context of an electric utility: Application to power transformers," *Electric Power Systems Research*, vol. 81, pp. 2015-2037, 2011/11/01/ 2011.
- [14] Q. He, J. Si, and D. J. Tylavsky, "Prediction of top-oil temperature for transformers using neural networks," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 15, pp. 1205-1211, 2000.
- [15] D. Villacci, G. Bontempi, A. Vaccaro, and M. Birattari, "The role of learning methods in the dynamic assessment of power components loading capability," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 52, pp. 280-290, 2005.
- [16] M. Ali Taghikhani, "Power Transformer Top Oil Temperature Estimation with GA and PSO Methods," *Energy and Power Engineering*, vol. 04, 2012.
- [17] M. Hell, P. Costa, and F. Gomide, "Participatory Learning in Power Transformers Thermal Modeling," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 23, pp. 2058-2067, 2008.
- [18] L. M. Souza, A. P. Lemos, W. M. Caminhas, and W. C. Boaventura, "Thermal modeling of power transformers using evolving fuzzy systems," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 25, pp. 980-988, 2012.
- [19] G. Rigatos and P. Siano, "Power transformers' condition monitoring using neural modeling and the local statistical approach to fault diagnosis," *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, vol. 80, pp. 150-159, 2016.
- [20] A. Seier, P. D. H. Hines, and J. Frolik, "Data-Driven Thermal Modeling of Residential Service Transformers," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 6, pp. 1019-1025, 2015.

- [21] A. Bracale, G. Carpinelli, M. Pagano, and P. D. Falco, "A Probabilistic Approach for Forecasting the Allowable Current of Oil-Immersed Transformers," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 33, pp. 1825-1834, 2018.
- [22] L. Breiman, "Random Forests " *Mach. Learn*, vol. 45, pp. 5-32, 2001.
- [23] M. R. G. Meireles, P. E. M. Almeida, and M. G. Simoes, "A comprehensive review for industrial applicability of artificial neural networks," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 50, pp. 585-601, 2003.
- [24] A. J. Smola, B. J. S. Schölkopf, and Computing, "A tutorial on support vector regression," *Statistics and computing*, vol. 14, pp. 199-222, August 01 2004.
- [25] H. T. Siegelmann, B. G. Horne, and C. L. Giles, "Computational capabilities of recurrent NARX neural networks," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 27, pp. 208-215, 1997.
- [26] J. Principe, N. Euliano, and W. Curt Lefebvre, *Neural and Adaptive Systems : Fundamentals through Simulations*: Wiley New York, 2000.
- [27] M. H. Beale, M. T. Hagan, and H. B. J. U. s. G. Demuth, MathWorks, "Neural network toolbox," vol. 2, pp. 77-81, 2010.
- [28] D. W. Marquardt, "An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters," *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, vol. 11, pp. 431-441, 1963.
- [29] M. Djamali and S. Tenbohlen, "A validated online algorithm for detection of fan failures in oil-immersed power transformers," *International Journal of Thermal Sciences*, vol. 116, pp. 224-233, 2017.