

**Zeitschrift:** Bulletin des Schweizerischen Elektrotechnischen Vereins, des Verbandes Schweizerischer Elektrizitätsunternehmen = Bulletin de l'Association suisse des électriciens, de l'Association des entreprises électriques suisses

**Herausgeber:** Schweizerischer Elektrotechnischer Verein ; Verband Schweizerischer Elektrizitätsunternehmen

**Band:** 91 (2000)

**Heft:** 4

**Artikel:** Surveillance continue des transformateurs : application des méthodes d'intelligence artificielle

**Autor:** Schenk, A. / Germond, A. / Boss, P.

**DOI:** <https://doi.org/10.5169/seals-855530>

### **Nutzungsbedingungen**

Die ETH-Bibliothek ist die Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Zeitschriften und ist nicht verantwortlich für deren Inhalte. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern beziehungsweise den externen Rechteinhabern. [Siehe Rechtliche Hinweise.](#)

### **Conditions d'utilisation**

L'ETH Library est le fournisseur des revues numérisées. Elle ne détient aucun droit d'auteur sur les revues et n'est pas responsable de leur contenu. En règle générale, les droits sont détenus par les éditeurs ou les détenteurs de droits externes. [Voir Informations légales.](#)

### **Terms of use**

The ETH Library is the provider of the digitised journals. It does not own any copyrights to the journals and is not responsible for their content. The rights usually lie with the publishers or the external rights holders. [See Legal notice.](#)

**Download PDF:** 17.03.2025

**ETH-Bibliothek Zürich, E-Periodica, <https://www.e-periodica.ch>**

# Surveillance continue des transformateurs: application des méthodes d'intelligence artificielle

Le bon fonctionnement des transformateurs de puissance est d'une importance capitale pour les exploitants des réseaux électriques. La panne d'une unité peut entraîner des coûts substantiels liés non seulement à sa réparation mais aussi à son indisponibilité. Compte tenu du planning relativement espacé des périodes de maintenance, en plus de toutes les mesures de diagnostic qui peuvent être faites à ces occasions, une surveillance continue de l'état de ces transformateurs s'avère précieuse pour détecter des défauts naissants. Cet article décrit une nouvelle méthode de surveillance continue basée sur l'application de l'intelligence artificielle. Le système a été mis en œuvre à titre expérimental sur une unité pilote (transformateur d'importance stratégique) spécialement équipée pour ce projet. Les données délivrées en temps réel par un grand nombre de capteurs installés sur le transformateur (charge, température, gaz, humidité, etc.) sont modélisées et analysées à l'aide d'un réseau de Kohonen. Celui-ci permet de représenter graphiquement l'état du transformateur sur une carte et fournit un signal d'alarme qui s'adapte en fonction des conditions d'utilisation.

installée dans les années soixante et par conséquent, leur période d'exploitation s'approche de la fin. Il est donc essentiel de pouvoir limiter au minimum les arrêts de maintenance tout en contrôlant précisément l'état de vieillissement des transformateurs.

Dans l'immédiat, la motivation des distributeurs d'énergie est donc de disposer d'un outil permettant d'évaluer l'état de fonctionnement de leurs transformateurs, en particulier celui du système d'isolation, afin de minimiser les risques de défaillance et d'éviter ainsi l'indisponibilité prolongée des unités stratégiques. Le but final est de substituer à la planification de la maintenance basée sur le temps, la planification de la maintenance en fonction de l'état des unités. Avec des méthodes de surveillance et de diagnostic fiables permettant d'évaluer l'état de tous les éléments critiques du transformateur (isolation, changeurs de prise, traversées), des bénéfices économiques substantiels peuvent être escomptés.

La problématique est donc multiple: elle comprend l'approfondissement de la compréhension des phénomènes physiques, la mise au point de techniques de diagnostic et le développement de méthodes de surveillance continue ou monitoring. L'ensemble a été traité dans le cadre d'un projet national impliquant les

■ A. Schenk, A. Germond, P. Boss et P. Lorin

## Minimiser les risques de défaillance

Les transformateurs de puissance sont parmi les éléments les plus chers des réseaux d'énergie électrique. Ils constituent un maillon essentiel entre les unités de production et le réseau de transport. La disponibilité et le rendement économique de tout le système dépendent de leur fiabilité. Une panne majeure sur un transformateur de puissance due à la défaillance de l'isolation peut engendrer des coûts substantiels liés non seulement à sa réparation mais aussi à son indisponibilité (manque à gagner).

Le contexte actuel de libéralisation dans le secteur de l'énergie électrique pousse à réduire les coûts de maintenance et d'exploitation. De plus, la majorité des grands transformateurs de puissance a été

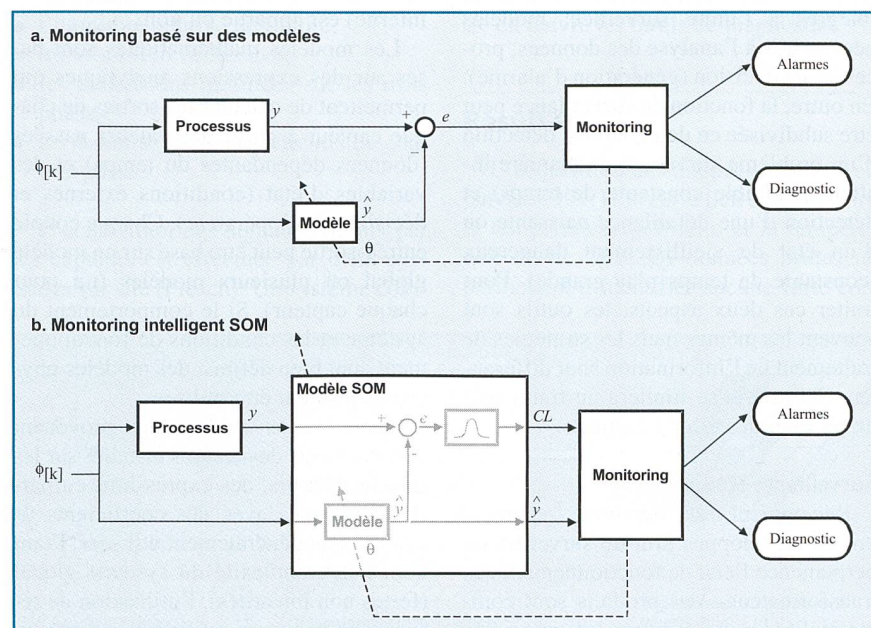


Figure 1 Structure des systèmes de surveillance continue.

### Adresse des auteurs

A. Schenk, Prof. A. Germond  
Département d'électricité  
Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne  
1015 Lausanne

P. Boss, P. Lorin  
ABB Sécheron SA  
1200 Genève

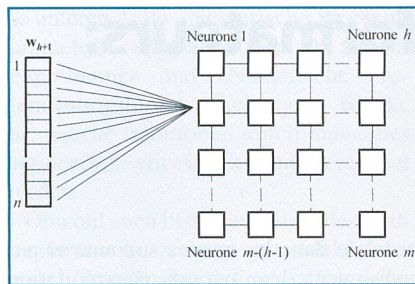


Figure 2 Carte de Kohonen.

Ecoles Polytechniques Fédérales de Lausanne et Zurich (EPFL et ETHZ), la commission d'étude des questions relatives à la haute tension (CEH), ABB et les entreprises électriques suisses. Le Laboratoire de Réseaux d'Énergie Électrique (LRE) de l'EPFL en collaboration avec ABB Sécheron a réalisé le volet monitoring. Les travaux des différents partenaires ont déjà fait l'objet de nombreuses publications. Parmi elles, les références [1] et [2] traitent plus particulièrement du dernier point évoqué.

### Surveillance continue

Les buts principaux poursuivis par la surveillance continue des transformateurs sont les suivants:

- prévention des avaries graves;
- meilleure utilisation de la capacité de charge;
- optimisation de la maintenance;
- prolongement de la durée d'utilisation.

Indépendamment des buts ou priorités choisis, chaque système de monitoring «on-line» de transformateur nécessite les éléments suivants: capteurs de mesures intégrés à l'unité surveillée; modèles nécessaires à l'analyse des données; processus de décision (génération d'alarme). En outre, la fonction de surveillance peut être subdivisée en deux parties: détection d'un problème survenant de manière inattendue (faible constante de temps) et détection d'une défaillance naissante ou d'un état de vieillissement dangereux (constante de temps plus grande). Pour traiter ces deux aspects, les outils sont souvent les mêmes mais les stratégies de traitement de l'information sont différentes. Cet article se limitera au traitement du premier de ces deux aspects.

### Surveillance traditionnelle

Récemment, de nombreux capteurs ont été développés afin de surveiller en permanence l'état de fonctionnement des transformateurs: des produits sont commercialisés pour mesurer les propriétés de l'huile (température, taux de gaz et

humidité) et les vibrations. Les données de ces capteurs sont généralement traitées en définissant un ou plusieurs seuils correspondant à des niveaux d'alarmes pour chacune des mesures. Lorsqu'une alarme apparue est confirmée, le transformateur est alors mis hors service et un diagnostic «off-line» est effectué.

Ce genre de diagnostic est couramment utilisé car il est facilement mis en œuvre et fournit une détection automatique des défauts naissants. Cependant, la définition des seuils est critique; ceux-ci peuvent être fixés trop haut et la détection précoce des défauts s'avérer être inopérante. D'autre part, l'apparition d'alarmes intempestives (fausses alarmes) trop fréquentes pourrait altérer leur pertinence. Ceci risquerait d'entraîner, en cas de défaut réel, une mise hors tension trop tardive et provoquer des dommages accompagnés de pertes financières importantes.

### Surveillance basée sur des modèles

L'approche d'un monitoring de transformateurs basé sur des modèles a été imaginée et développée au début des années 90 [3]. Sa caractéristique principale est d'utiliser des seuils adaptatifs qui varient en fonction des conditions de travail du transformateur.

Des modèles sont utilisés pour calculer ces seuils: pour chaque capteur, compte tenu d'un vecteur d'état  $\phi$ , un calcul fournit la valeur attendue  $\hat{y}$  qui est soustraite à tout instant à la valeur effectivement mesurée  $y$  (figure 1 a). Ensuite, en tenant compte d'un seuil de confiance donné, la valeur du résidu  $e$  est utilisée pour décider si une défaillance (par exemple due à un problème interne) est apparue ou non.

Les modèles mathématiques sont basés sur des expressions analytiques qui permettent de calculer les sorties de chaque capteur à partir des valeurs passées (données dépendantes du temps) et des variables d'état (conditions externes et décisions de l'opérateur). Chaque couple entrée-sortie peut être basé sur un modèle global ou plusieurs modèles (un pour chaque capteur). Si le comportement du système et les conditions de fonctionnement sont bien définis, des modèles physiques peuvent être utilisés.

Dans le cas de signaux provenant d'instruments de mesures installés sur les transformateurs, des expressions en partie empiriques avec des coefficients linéaires sont généralement utilisées. Etant donné la complexité du système global (fortes non linéarités), l'utilisation de réseaux de neurones artificiels apporte un gain supplémentaire [1].

Etant donné que le comportement du transformateur change (par exemple à cause du vieillissement), les paramètres des modèles doivent être adaptés régulièrement. Pour l'instant, ceci est pris en compte en redéfinissant chaque jour la base de données d'apprentissage avec les valeurs les plus récentes (ne représentant pas un état défaillant).

### Méthode intelligente

De nombreux algorithmes peuvent être qualifiés d'intelligents. La caractéristique commune à toutes ces méthodes est l'aptitude, selon un processus automatique et sans intervention extérieure, à modéliser un système, à mettre en évidence ses caractéristiques et à réagir de manière différenciée en tenant compte des événements du passé. Quelle que soit la méthode, les techniques intelligentes sont toutes élaborées sur la base de données provenant du système à modéliser.

### Cartes de Kohonen

Les cartes de Kohonen ou SOM (en anglais Self-Organizing Map) font partie de la famille des réseaux de neurones artificiels non-supervisés [4]. Sans entrer dans les détails, leur principale caractéristique est de pouvoir réduire un espace à  $n$  dimensions sous la forme d'une carte, c'est-à-dire sous la forme d'un espace bidimensionnel.

Concrètement, pour un processus caractérisé par un nombre  $n$  de variables mesurées, à partir d'une base de données suffisamment étendue, une telle méthode permet d'obtenir  $m$  éléments représentatifs des états composant la base de données. De plus, ceux-ci sont arrangés sur un plan de telle sorte que leur disposition dépende des similitudes entre les différents éléments. Un tel réseau se présente donc sous la forme de  $m$  vecteurs  $w_i$  de taille  $n$  disposés généralement en carré (figure 2). Ces vecteurs  $w_i$  sont appelés neurones et leurs  $n$  composantes poids synaptiques.

Soit  $x(t)$  un vecteur composé des  $n$  valeurs numériques fournies par les capteurs à l'instant d'échantillonnage  $t$ . Les poids de chacun des neurones de la carte sont initialisés aléatoirement et adaptés en fonction de la base de données pendant un processus itératif appelé apprentissage selon la loi suivante [4]:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + h_{ci}(t) \cdot (x(t) - w_i(t)) \quad (1)$$

$i$  désigne l'indice du neurone et  $h_{ci}(t)$  est le paramètre d'adaptation qui dépend à la fois du temps et du voisinage.

Parallèlement, sous l'hypothèse que les composantes de  $\mathbf{x}$  sont indépendantes, il est possible de calculer une matrice  $\mathbf{S}$  dont les colonnes  $s_i$  représentent les éléments des diagonales des matrices de covariance associées à chacun des neurones. L'apprentissage de chacune des colonnes de cette matrice suit l'expression suivante [5]:

$$s_i(t+1) = s_i(t) + h_{ci}(t) \cdot ((\mathbf{x}(t) - \mathbf{w}_i(t))^2 - s_i(t)) \quad (2)$$

Lorsque le réseau est organisé, on appelle neurone gagnant  $\mathbf{w}_c$ , l'élément qui est le plus proche d'un vecteur  $\mathbf{x}$  donné en terme de distance euclidienne. Mathématiquement, l'indice  $c$  est défini par:

$$c = \underset{i}{\operatorname{argmin}} \{ \|\mathbf{x} - \mathbf{w}_i\| \} \quad (3)$$

### Indicateur statistique de qualité

En faisant l'hypothèse que la distribution des vecteurs de la base de données autour de chacun des neurones est uniforme, la fonction de densité de probabilité associée à un couple  $\{\mathbf{x}; \mathbf{w}_c\}$  est gaussienne. En définissant  $\mathbf{S}_c$  comme une matrice dont seuls les termes de la diagonale sont non nuls et correspondent aux éléments de  $s_c$ , un coefficient de qualité  $CL$  de la réponse du réseau peut être défini:

$$CL = \exp[-1/2(\mathbf{x} - \mathbf{w}_c) \mathbf{S}_c^{-1}(\mathbf{x} - \mathbf{w}_c)^T] \quad (4)$$

Ce coefficient est lié à la probabilité conditionnelle  $P(\mathbf{x}|\mathbf{w}_c)$  et normalisé de telle sorte qu'il soit égal à 1 lorsque le vecteur  $\mathbf{x}$  est identique à  $\mathbf{w}_c$ .

### Méthode de surveillance SOM

Dans le contexte du monitoring de transformateur, le principe d'application de la méthode est le suivant: à tout moment, le point de fonctionnement du transformateur est localisé sur une carte qui serait délimitée en plusieurs zones, chacune d'entre elles correspondant à un régime de fonctionnement différent.

Ainsi que le montre le schéma de la figure 1b (la partie grise correspond aux fonctions internes du réseau de Kohonen), le principe de détection des défauts est similaire à la méthode de surveillance basée sur des modèles. Si les valeurs numériques fournies par la carte sont proches des mesures, compte tenu du fait que seul le fonctionnement normal est modélisé, le transformateur peut être considéré comme sain. En revanche, si la différence dépasse un certain seuil, une alarme doit être déclenchée. En pratique, le calcul des résidus n'est pas effectué explicitement. Cette opération est remplacée par l'indicateur de qualité qui tient compte de l'écart sur la base des considérations statistiques qui viennent d'être décrites.

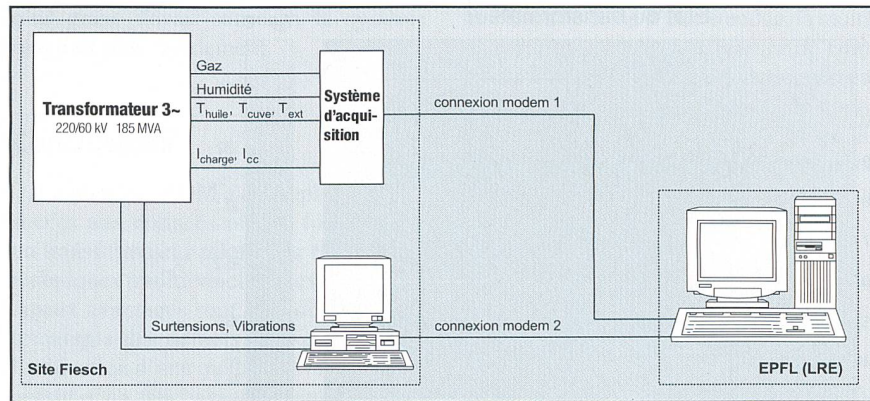


Figure 3 Système de monitoring «on-line».

De plus, comme l'illustre l'exemple traité plus loin, la zone dans laquelle se situe le neurone gagnant permet de donner une analyse qualitative quant au mode de fonctionnement du transformateur; le passage inattendu d'une zone à une autre, indépendamment de la valeur de l'indicateur de qualité, permet également de générer une alarme.

### Transformateur pilote

Le premier système de monitoring «on-line» suisse a été installé sur un transformateur triphasé 220/65 kV 185 MVA appartenant aux GKW (voir figure 3) situé à Fiesch en Valais. Neuf paramètres importants sont mesurés en continu par neuf capteurs différents:

- la charge du transformateur;
- la température de l'huile;
- la température de la cuve;
- la température de l'air;
- les gaz dissous dans l'huile (gaz combustibles);
- l'humidité relative de l'huile;
- les vibrations de la cuve;
- les surtensions mesurées sur les trois phases;
- les courants de courts-circuits de chaque phase.

L'acquisition des signaux fournis par les capteurs est effectuée par deux systèmes sur site (Fiesch). Un système com-

mercial d'acquisition [6] collecte les données de la charge, des températures, des gaz dissous, de l'humidité dans l'huile, des courants de court-circuit et des alarmes de fonctionnement (relais Buchholz, système de refroidissement et surcharge) alors qu'un montage expérimental composé d'un oscilloscope digital relié à un PC [1] est chargé d'enregistrer les surtensions (mesurées sur les traversées 65 kV) et les vibrations de la cuve.

Quel que soit le dispositif, les mesures sont relevées et moyennées de telle sorte qu'une valeur par capteur soit périodiquement mémorisée. Cette période est généralement d'une heure mais elle peut être ramenée à une minute suivant les besoins. Les surtensions et les courants de court-circuit font exception: ils ne sont mesurés que lorsqu'un certain seuil est dépassé.

Les données sont transmises à un ordinateur central par l'intermédiaire d'une connexion modem avec chacun des systèmes. Elles sont ensuite mises en forme et rassemblées sous la forme d'une base de données unique qui permettra de mettre en œuvre les outils de diagnostic.

### Résultats

L'acquisition des données a débuté en janvier 1997. Hormis le lien évident entre la température de l'huile et la température de la cuve, les données brutes ne permettent d'identifier aucune forte cor-

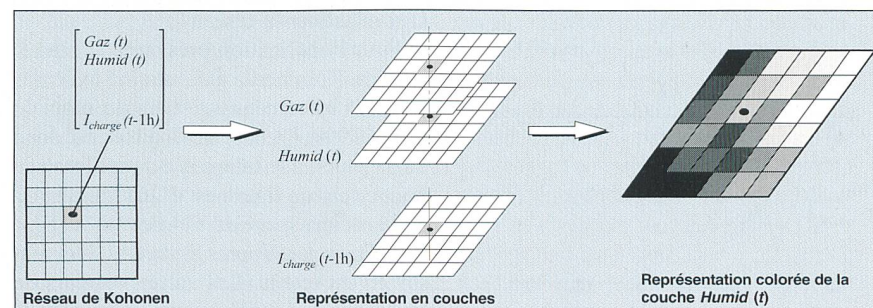


Figure 4 Représentation des cartes de Kohonen.

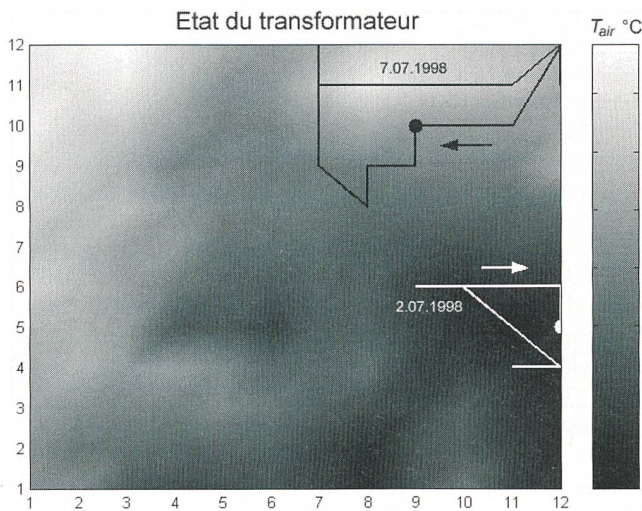


Figure 5 Trajectoires pour deux jours différents.

relation linéaire entre les grandeurs formant la base de données. Ceci ne signifie pas qu'il n'existe aucune corrélation du tout; leur identification est moins évidente et les outils classiques sont limités à ce niveau. L'utilisation de méthodes neuronales (intelligence artificielle), par définition non linéaires, permet de prendre en compte ces corrélations. C'est pourquoi, après avoir testé des techniques traditionnelles de monitoring basées sur la modélisation des conditions normales de fonctionnement [1], l'approche originale dite SOM a été développée.

**Vecteur représentatif**

Pour l'application de la technique SOM, cinq mesures ont été retenues: charge du transformateur ( $I_{charge}$ ); tem-

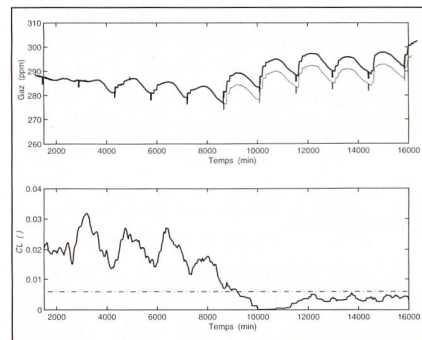


Figure 6 Décalage des gaz de 5 ppm.

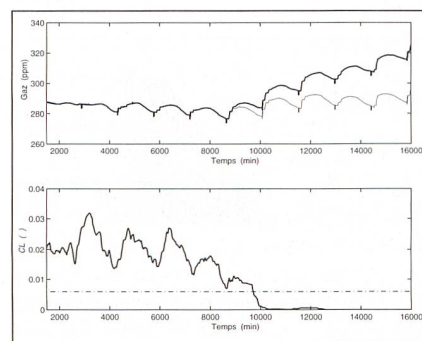


Figure 7 Dérive des gaz de 0,004 ppm/min.

pérature de l'air ( $T_{air}$ ); température de l'huile ( $T_{huile}$ ); taux de gaz dissous ( $Gaz$ ); humidité relative de l'huile ( $Humid$ ). A ce jour, les données de vibrations ne sont pas suffisamment nombreuses pour délivrer des informations significatives. Quant aux signaux d'alarmes, aux mesures de surtensions et de courts-circuits, ils ne sont pas pris en compte dans le cadre du monitoring.

Le vecteur  $Etat(t)$ , qui est en quelque sorte l'empreinte numérique du point de fonctionnement du transformateur à l'instant d'échantillonnage  $t$ , est défini par:

$$Etat(t) = \begin{bmatrix} Gaz(t) \\ Humid(t) \\ T_{huile}(t) \\ T_{air}(t) \\ I_{charge}(t) \\ Gaz(t-1h) \\ Humid(t-1h) \\ T_{huile}(t-1h) \\ T_{air}(t-1h) \\ I_{charge}(t-1h) \end{bmatrix} \quad (5)$$

La première partie du vecteur représente l'état instantané alors que la seconde partie se rapporte à la situation de l'heure précédente. De plus, toutes les valeurs sont normalisées indépendamment (centrées et réduites) afin de disposer d'un vecteur homogène pour l'apprentissage.

**Organisation du réseau**

Pour l'application présentée ici, le réseau de Kohonen a été entraîné avec des mesures effectuées au cours du mois de juillet 1998. La base de données est donc de 31 jours et le temps d'échantillonnage pour ce cas de figure est d'une minute. La carte est un espace de 144 neurones ( $12 \times 12$ ). Pour son apprentissage, 1 élément sur 10 est retenu. Les autres vecteurs de la base de données sont utilisés pour l'évaluation de l'outil.

Comme cela a déjà été mentionné, chaque neurone n'est rien d'autre qu'un vecteur. Lorsque la carte est organisée, il est impossible de visualiser toute l'information en un seul graphique. Par contre, elle peut être considérée comme la superposition de couches constituées par les composantes respectives de chaque neurone (10 dans notre cas).

L'organisation du réseau qui dépend de l'ensemble des variables, peut être représentée en fonction d'une variable particulière (par exemple la seconde couche correspond aux données  $Humid(t)$ ). Ceci peut être dessiné sous forme de surfaces colorées pour lesquelles les coordonnées  $x$  et  $y$  représentent les indices respectifs des neurones (figure 4). La couleur dépend alors de la valeur du poids relatif à la couche considérée pour chaque neurone. Ici, le blanc correspond aux valeurs les plus élevées et le noir aux valeurs les plus basses.

**Trajectoires**

Soit  $Etat(t)$  le vecteur construit à partir des mesures effectuées sur le transformateur (équation 5). Lorsqu'il est présenté à la carte, le neurone gagnant  $w_c$  est retourné. Celui-ci correspond, rappelons-le à l'état représentatif de la base de données le plus proche du vecteur  $Etat(t)$ . Il fournit donc les valeurs numériques associées à chacun des capteurs correspondant au point de fonctionnement modélisé, et la valeur de l'indice de qualité  $CL$ .

Pour mémoire, les fonctions du système de monitoring sont d'assister les opérateurs aux tâches suivantes:

- évaluation du régime de fonctionnement du transformateur;
- détection des éventuels défauts.

Pour le premier point, les cartes de Kohonen apportent un outil de visualisation original extrêmement riche en informations. Alors que le transformateur est en service, la position du neurone gagnant est localisée en permanence avec un cercle sur l'une des représentations graphiques des différentes couches. En tirant un trait entre chaque état successif, une trajectoire est ainsi tracée. Comme le montre l'exemple de la figure 5, l'opérateur dispose à tout moment d'une indication concernant l'état général du transformateur et peut déceler aisément une anomalie se caractérisant par une déviation soudaine de la trajectoire.

La figure 5 représente les trajectoires pour deux jours différents sélectionnés dans la base de données définie plus haut: le 2 et le 7 juillet 1998. Celles-ci sont tracées sur la couche représentant l'organisation de la carte en fonction de

la température de l'air. Les sens des trajectoires sont indiqués par des flèches et les cercles localisent le dernier état de chaque trajectoire.

Au premier coup d'œil, grâce à cette représentation, il est possible d'identifier les conditions de fonctionnement du transformateur. Parmi les paramètres, la température ambiante par exemple s'avère être relativement basse le 2 juillet par rapport au 7 juillet. Cette observation est confirmée par les données statistiques issues de toutes les valeurs mesurées durant ces deux jours.

### Détection de problèmes

La détection d'anomalie est faite automatiquement grâce à l'indicateur de confiance  $CL$  (équation 4) associé à chaque couple  $\{\text{Etat}(t); \mathbf{w}_c\}$ . Deux problèmes ont été simulés pour évaluer cette technique originale: le premier est un décalage soudain de 5 ppm sur la mesure des gaz à partir du 7 juillet; le second est une dérive des gaz de 0,004 ppm/min à partir du même moment.

Le graphique de la partie supérieure de la figure 6 illustre l'augmentation du taux de gaz (en gras) par rapport au taux normal mesuré sans défaillance (en trait fin) pour le premier problème simulé. Les valeurs en abscisse représentent l'instant d'échantillonnage décompté en minutes depuis le 1<sup>er</sup> juillet 1999. Le graphique situé dans la partie inférieure de la figure représente l'évolution de la moyenne mobile de l'indicateur de confiance  $CL$ . En fixant un seuil d'alarme à 0,006, le système réagit au problème après environ 10 heures.

La figure 7 montre l'évolution et la détection du second problème apparaissant au même moment que le premier. Dans ce cas, l'amplitude de l'erreur de la mesure fournie par le capteur défaillant augmente au cours du temps. Le cas précédent pourrait s'apparenter à une défaillance du capteur alors que celui-là est plus proche d'un problème produisant des gaz. En utilisant le même seuil de détection que pour la première simulation, la réponse du système est plus longue (environ 15 heures). L'explication qui peut être faite est la suivante: le décalage par rapport à l'état sain est plus faible durant le premier jour que pour le cas précédent.

Les décalages simulés sont de l'ordre que de quelques pour-cent en valeur relative; ils sont très proches des limites de détection des capteurs. En tenant compte du fait que la vitesse de la réponse est fortement dépendante de l'amplitude du défaut, les deux exemples discutés montrent que la méthode permet de déceler des problèmes automatiquement avec une rapidité satisfaisante: si un problème

plus grave devait survenir, le système réagirait plus rapidement.

### Conclusions

La méthode SOM a été appliquée avec succès aux données réelles fournies par un transformateur pilote. Par rapport aux techniques traditionnelles, ses deux principaux avantages sont: une détection automatique des défauts naissants grâce à l'utilisation d'une méthode avec seuil adaptatif et un affichage graphique original.

Pour les deux cas simulés, les techniques classiques n'auraient permis de détecter les changements qu'avec des seuils de détection réglés suffisamment bas; le problème de gestion des fausses alarmes aurait dû être considéré attentivement. Par rapport aux approches basées sur la modélisation explicite du fonctionnement normal du transformateur, les tests effectués montrent que la méthode SOM apporte une sensibilité comparable.

En revanche, la technique décrite a l'avantage unique de permettre la visualisation du point de fonctionnement du transformateur et sa trajectoire par rapport à l'ensemble des états possibles selon une représentation compacte. Cet outil fournit immédiatement des informations précieuses à l'opérateur qui pourra agir d'autant plus rapidement en cas de problème. De plus, le traitement de ces trajectoires ouvre des perspectives prometteuses de traitement automatique, venant compléter les informations fournies par le signal de confiance  $CL$ .

Les recherches continuent actuellement dans cette direction. La base de données

de Fiesch ne cesse d'être étendue; la multiplication des données permettra de comprendre toujours plus le fonctionnement du transformateur en question, de continuer à affiner et tester les modèles intelligents, et enfin d'étudier et de prendre en compte les variations à long terme tel que le vieillissement du système.

### Remerciements

Ce travail a été financé par les institutions suivantes soutenues par l'industrie et les compagnies électriques suisses: PSEL (Projekt- und Studienfonds der Elektrizitätswirtschaft) et RDP-CREE (Recherche, Développement, Prospective, Chambre Romande de l'Energie Electrique).

### Références

- [1] Th. Aschwanden, M. Hässig, J. Fuhr, P. Lorin, V. Der Houhanessian, W. Zaengl, A. Schenk, P. Zwiack, A. Piras: Development and Application of New Condition Assessment Methods for Power Transformers, CIGRE session, Paris 1998, Paper 12-207.
- [2] A. Schenk, A. Piras, A. Germond, P. Boss, P. Lorin, J. Dutoit: On-line Monitoring of Power Transformers using Self-Organizing Maps, 13<sup>th</sup> Power Systems Computation Conference (PSCC), Trondheim 1999, Volume 2, 945-951.
- [3] J. L. Kirtley, W. H. Hagman, B. C. Lesieutre, M. J. Boyd, E. P. Warren, H. P. Chou, R. D. Tabors: Monitoring the Health of Power Transformers, IEEE Computer Applications in Power, 1996, 18-23.
- [4] T. Kohonen: Self-Organizing Maps, Springer-Verlag, 1995.
- [5] A. Piras, A. Germond: Local Linear Correlation Analysis with the SOM, Proceedings of WSO '97, juin 1997, 203-208.
- [6] P. Boss, J. Fuhr, P. Lorin: Überwachung von Grosstransformatoren, Präventive Diagnostik am Bildschirm, Bulletin ASE/UCS 99 (1998)1, 21-23.

## Kontinuierliche Überwachung von Transformatoren

Das gute Funktionieren von Leistungstransformatoren ist für die Betreiber von elektrischen Netzen von kapitaler Bedeutung. Das Ausfallen einer Einheit kann zu substantiellen Kosten führen, nicht nur bei der Reparatur, aber auch bei der Verfügbarkeit. Unter Berücksichtigung der relativ langen Intervalle bei den geplanten Unterhaltsarbeiten und den dabei ergriffenen Diagnosemassnahmen drängt sich eine kontinuierliche Überwachung der Transformatorenanlagen auf, um entstehende Defekte zu erfassen. Dieser Beitrag beschreibt eine neue Methode zur ständigen Überwachung auf der Basis künstlicher Intelligenz. Das System wurde versuchsweise in einer speziell für dieses Projekt ausgerüsteten Pilotanlage (Transformator von strategischer Bedeutung) geschaffen. Die von einer grossen Anzahl auf dem Transformator installierten Messgeräte (für Last, Temperatur, Gas, Feuchtigkeit usw.) in Echtzeit gelieferten Daten werden mit Hilfe eines Kohonen-Netzes modelliert und analysiert. Dieses erlaubt es, den Zustand des Transformators graphisch auf einer Karte darzustellen und gibt ein Alarmsignal, das sich entsprechend den Betriebszuständen anpasst.

**AKSA**

**AKSA WÜRENLOS AG**

Grosszelgstrasse 15, Postfach  
CH-5436 Würenlos  
Telefon: +41 (0)56 424 13 13  
Telefax: +41 (0)56 424 13 30  
e-mail: info@aksa.ch

STIGHER

**«Wir sind jederzeit für Notfälle bereit.»  
Notstromanlagen von AKSA auch.**

Stromerzeuger • Notstromanlagen • Kühlanlagen Generalvertretungen



## Kostenersparnis beim Stromverbrauch

- Analysieren und beurteilen von Elektroenergieverbrauch
- Massnahmen zur Reduktion der Lastspitzen
- Richtige Gerätepalette für wirtschaftliche Lösungen
- Energiekosten-Senkung bis 20%
- Optimales Preis- /Leistungsverhältnis
- Über 30 Jahre Erfahrung und Fachkompetenz



**detron ag**

Industrieautomation - Zürcherstrasse 25 - CH4332 Stein  
Telefon 062-873 16 73 Telefax 062-873 22 10

## «Der Kompakte» CVM-96-... Powermeter



True RMS-2-Quadrantmessung 3- oder 4-Leiter  
mit/ohne isolierte Messeingänge  
Verwendung im Niederspannungsnetz  
Stromwandlerverhältnis ohne Einschränkung wählbar

**U · I · U/THD in % · I/THD in % cos-phi · Hz  
kW · kWh · kVarL · kVarC · kVarhL**

**ELKO**  
SYSTEME AG

Messgeräte • Systeme • Anlagen  
zur Kontrolle und Optimierung des Verbrauches elektrischer Energie  
Postfach 151 CH-4310 Rheinfelden Telefon 061-831 59 81 Telefax 061-831 59 83