

# Étude préliminaire de l'application de la fusion d'informations pour le diagnostic de défauts de bobinages de machines à courant alternatif

## Preliminary study of an information fusion application for windings faults diagnosis of AC machines

D. Mercier<sup>1</sup>

É. Lefèvre<sup>1</sup>

R. Pusca<sup>2</sup>

C. Demian<sup>2</sup>

R. Romary<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Laboratoire de Génie Informatique et d'Automatique de l'Artois, EA 3926 LGI2A

<sup>2</sup> Laboratoire Systèmes Électrotechniques et Environnement, EA 4025 LSEE

Univ. Lille Nord de France, UArtois, F-62400, Béthune, France, prenom.nom@univ-artois.fr

### Résumé :

Dans cet article, une méthode de diagnostic de machines électriques, exploitant des mesures de champs magnétiques, est présentée. L'approche est couplée à un processus de fusion d'informations basé sur les fonctions de croyance. Une étude antérieure a montré qu'il était possible de détecter un défaut sur le bobinage d'un moteur à l'aide d'une méthode non-invasive. Celle-ci est basée sur l'analyse des variations du champ magnétique à l'extérieur de la machine lorsque la charge varie. Plusieurs mesures autour de la machine sont nécessaires afin d'augmenter la probabilité de détection de défaut car la position du défaut par rapport au capteur influence de façon importante le résultat. Ainsi dans cet article, l'ensemble des mesures sont utilisées afin d'obtenir un diagnostic plus fiable et d'augmenter la probabilité de détection des défauts. La fusion des mesures est réalisée dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. Cette approche est testée sur des mesures réelles.

### Mots-clés :

Diagnostic de défauts, fusion d'informations, fonctions de croyance.

### Abstract:

In this paper, a method for diagnosis of AC machines using the magnetic field is presented. The method is associated to a fusion process based on belief functions. In previous works, it has been shown that it was possible to detect fault in the stator windings of electrical machines using a noninvasive method. It is based on the analysis of the variation of the magnetic field outside of the machine when the load varies. Several measurements around the machine are necessary to increase the probability of the fault detection because the fault position relatively to the sensor can strongly influence the results. So in this paper, it is proposed to exploit conjointly all the measurements in order to obtain a more robust and reliable diagnostic and to increase the probability of detecting the fault. The merging of the different estimations being realized in the framework of belief functions. This approach is tested on real measurements.

### Keywords:

Fault diagnosis, Information fusion, Belief function.

## 1 Introduction

Afin d'augmenter la productivité des systèmes et d'assurer la sécurité des applications industrielles, il est intéressant d'utiliser des méthodes de diagnostic et d'anticiper les défaillances des moteurs et des machines électriques en particulier.

Parmi les méthodes de diagnostic les plus prometteuses se trouvent les méthodes basées sur l'analyse du champ magnétique externe du moteur électrique [1, 4, 5]. Ces méthodes ont l'avantage d'être non-invasives, économiques et simples à mettre en place par rapport à des méthodes basées sur l'analyse de vibrations ou de courants.

Une telle méthode, qui de plus ne nécessite pas de connaître l'état sain de la machine, a été introduite et développée au sein du Laboratoire Systèmes Électrotechniques et Environnement (LSEE) de l'Université d'Artois [2, 6]. Cette méthode consiste à placer deux capteurs de champ symétriquement de chaque côté de la carcasse de la machine à diagnostiquer, puis à analyser les valeurs d'une harmonique spécifique du champ électromagnétique externe tout en faisant varier la charge sur la machine, la charge n'étant alors plus considérée comme un facteur distordant.

Dans ce papier, nous proposons d'améliorer cette méthode en combinant deux informations

issues des mesures : leurs variations et leurs valeurs brutes. Cette fusion est réalisée dans le cadre des fonctions de croyance [7, 8].

Ce papier est structuré de la façon suivante. La méthode de diagnostic développée au sein du LSEE est décrite plus précisément dans le paragraphe 2. Les concepts de base des fonctions de croyance sont rappelés dans le paragraphe 3. La méthode de fusion développée est introduite au paragraphe 4. Celle-ci est testée expérimentalement au paragraphe 5. Enfin, une discussion et des perspectives de travaux sont exposées au paragraphe 6.

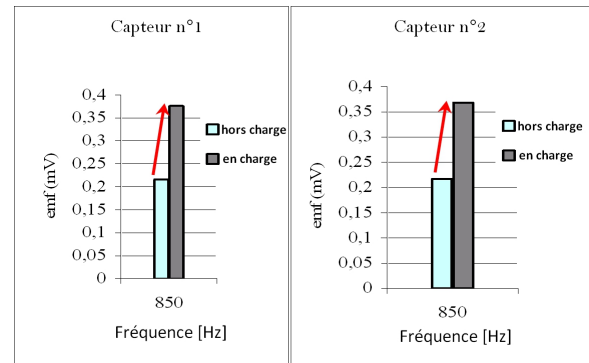
## 2 Procédure de diagnostic

Deux capteurs de flux sont placés symétriquement de chaque côté de la machine à diagnostiquer (c'est-à-dire à 180 degrés l'un de l'autre). Chaque capteur mesure ainsi une valeur du champ électromagnétique externe de la machine. Le diagnostic est alors réalisé en observant la valeur d'une harmonique spécifique du champ et en faisant varier la charge. L'harmonique choisie dépend du type de machine à diagnostiquer. Pour la machine asynchrone utilisée dans ces travaux la fréquence de l'harmonique est proche de 850 Hz.

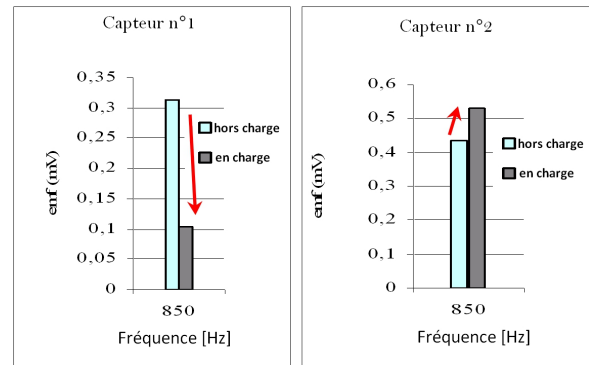
La méthode peut être alors décrite de la manière suivante :

- Si les deux mesures issues des capteurs varient dans le même sens lors de l'augmentation de la charge, alors aucun défaut n'est suspecté (Figure 1(a)).
- Si les deux mesures varient en sens opposé, un défaut de bobinage est supposé (Figure 1(b)).

Vérifiée expérimentalement, cette méthode trouve des fondements théoriques développés dans [2]. Un banc d'essai, illustré sur la Figure 2, nous permet de tester cette méthode sur une machine asynchrone tri-phasée. Les deux capteurs de flux, placés à l'opposé l'un de l'autre de chaque côté de la machine, mesurent le champ électromagnétique externe de la ma-



(a) Cas d'un bobinage sans défaut



(b) Cas d'un bobinage comportant un défaut entre les deux capteurs.

Figure 1 – Variation de mesures du champ électromagnétique (emf) obtenues par chacun des capteurs pour l'harmonique de fréquence 850 Hz en charge et à vide (sans charge).

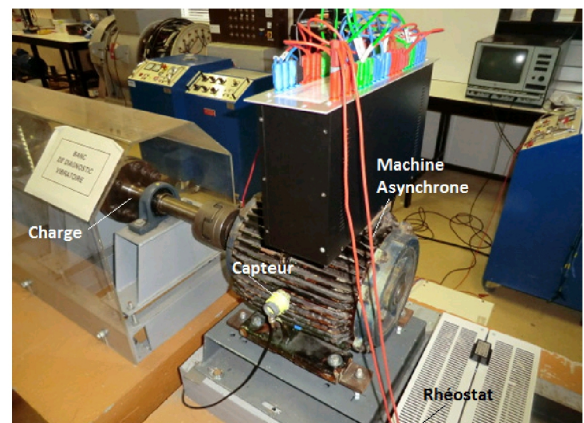


Figure 2 – Banc d'essai utilisé pour les expérimentations.

chine. Le boîtier de connexions placé au dessus de celle-ci permet de simuler des défauts de bobinage (court-circuits entre spires). Enfin, la machine peut fonctionner sous différentes conditions de charge.

Les résultats expérimentaux ont montré que cette procédure ne conduit pas à une bonne décision lorsque les capteurs ne sont pas placés juste en face de la phase en défaut. Par conséquent, il est nécessaire d'analyser les mesures obtenues dans plusieurs positions pour améliorer le diagnostic. Il n'est pas possible de couvrir toute la périphérie de la machine, par exemple on ne peut pas placer de capteurs sous le socle de la machine, ainsi seules quatre positions illustrées sur la Figure 3 sont possibles.

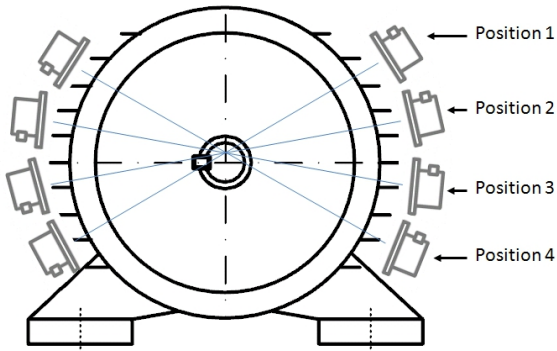


Figure 3 – Illustration des quatre positions possibles pour les deux capteurs afin de détecter un défaut de bobinage.

### 3 Fonctions de croyance : concepts de base

#### 3.1 Représentation des connaissances

Considérons un ensemble fini  $\Omega = \cup_{k=1}^K \{\omega_k\}$ , appelé *cadre de discernement*, composé des valeurs possibles que peut prendre une variable d'intérêt  $X$ . La connaissance détenue par un agent rationnel quant à la valeur  $\omega_0$  effectivement prise par  $X$ , peut être quantifiée par une fonction de masse  $m$  définie sur l'ensemble des

parties de  $\Omega$  dans  $[0, 1]$ , telle que :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1. \quad (1)$$

Pour chaque sous-ensemble  $A$  de  $\Omega$ , la masse  $m(A)$  représente la *part de croyance* allouée à l'hypothèse «  $\omega_0 \in A$  ».

#### 3.2 Manipulation des connaissances

Nous nous limitons ici à la présentation de la combinaison conjonctive. Deux fonctions de masse,  $m_1$  et  $m_2$ , peuvent être combinées en utilisant la *règle de combinaison conjonctive* définie pour tout  $A \subseteq \Omega$  par :

$$m_1 \odot m_2(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C). \quad (2)$$

#### 3.3 Prise de décision

Lorsqu'une décision doit être prise, une stratégie [3] consiste à choisir la décision  $d$  parmi un ensemble de décisions possibles  $\mathcal{D}$  minimisant le *risque espéré* défini par :

$$\rho(d) = \sum_{\omega \in \Omega} c(d, \omega) P^\Omega(\{\omega\}), \quad (3)$$

où  $P^\Omega : 2^\Omega \rightarrow [0, 1]$  est une mesure de probabilité et  $c : \mathcal{D} \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction de coût, le réel  $c(d, \omega)$  représentant le coût de décider  $d$  sachant que la vérité est  $\omega$ .

Ainsi à ce niveau, pour prendre une décision à partir d'une masse de croyance, une stratégie consiste à utiliser la *transformation pignistique* [9] d'une fonction de masse en une mesure de probabilité en calculant la *probabilité pignistique* définie par :

$$BetP(\{\omega\}) = \sum_{\{A \subseteq \Omega, \omega \in A\}} \frac{m(A)}{|A| (1 - m(\emptyset))}. \quad (4)$$

### 4 Processus de fusion pour le diagnostic de défaut

Dans cette application, la principale question est : "Y-a-t-il un défaut". Les réponses possibles

à cette question constituent le cadre de discernement  $\Omega = \{o, n\}$ , où l'élément "o" correspond à "oui, il y a un défaut" et "n" pour "non, il n'y a pas de défaut".

Pour détecter un défaut, quatre positions sur la machine ont été choisies (Figure 3). Les mesures issues de deux capteurs peuvent être alors considérées comme une information concernant un éventuel défaut sur la machine. L'une des difficultés rencontrées dans le cadre des fonctions de croyance est l'initialisation des fonctions de masse. Dans cette application, celles-ci sont obtenues d'une part par une base d'apprentissage et d'autre part par des connaissances expertes.

Comme l'illustre la figure 4, les trois couples de phases sont appelés  $(A - A')$ ,  $(B - B')$  et  $(C - C')$ , et chaque encoche du stator est numérotée. Par exemple, les encoches 1-2 du stator reçoivent une partie des bobines de la phase  $A$ . La machine utilisée pour les tests est une machine asynchrone caractérisée par :  $11kW$ ,  $50Hz$ , 4 pôles,  $380/660V$ , 48 encoches au stator et 32 barres statoriques. Cette machine a été rebobinée de telle sorte que les bornes des différents enroulements du stator sont extraites et ramenées à un bloc de connexion qui est fixé au-dessus de la machine comme indiqué sur la figure 2. Cette machine nous permet de créer artificiellement un défaut dans le bobinage (court-circuit entre spires). Par exemple, un défaut sur le bobinage des encoches 1-2 correspond à 12.5% de bobinage défectueux sur la phase  $A$ . En utilisant le banc de test (Figure 2), nous obtenons des mesures fournies par les capteurs pour chaque position 1, 2, 3 et 4 (comme représenté sur la figure 3) pour différentes charges et différents défauts créés artificiellement.

Les valeurs de charge étudiées sont :  $0W$  (pas de charge),  $600W$ ,  $1000W$  et  $1400W$ . La série de mesures pour ces différentes charges et pour chaque position (Figure 3) a été réalisée :

- sans défaut,
- avec 2 défauts sur la phase  $A$  (court-circuit

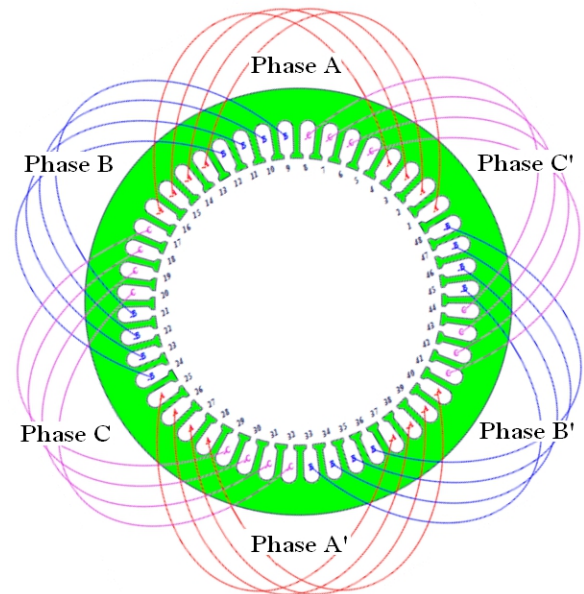


Figure 4 – Illustration des trois couples de phases, des courts-circuits pouvant être réalisés sur chaque encoche numérotée.

- sur le bobinage 1-2 puis 1-3),
- avec 2 défauts sur la phase  $B$  (court-circuit sur le bobinage 9-10 puis 9-11),
- avec 2 défauts sur la phase  $C$  (court-circuit sur le bobinage 17-18 puis 17-19),
- avec 2 défauts sur la phase  $A'$  (court-circuit sur le bobinage 25-26 puis 25-27),
- avec 2 défauts sur la phase  $B'$  (court-circuit sur le bobinage 33-34 puis 33-35),
- avec 2 défauts sur la phase  $C'$  (court-circuit sur le bobinage 41-42 puis 41-43).

Cette série de mesures constitue la base d'apprentissage. Le tableau 1 illustre les mesures obtenues sans défaut avec les capteurs placés dans la position 2 sur la machine. La colonne "Évo.  $C_i$ " (avec  $i = 1, 2$ ) représente la différence entre la mesure du capteur  $C_i$  obtenue à la charge courante et la mesure obtenue à la charge précédente (par exemple  $160=376 - 216$ ). On peut constater que les mesures issues des capteurs augmentent en fonction de la charge. Ce comportement est celui attendu dans une configuration sans défaut.

Une situation différente est présentée dans le ta-

Tableau 1 – Mesures obtenues pour les capteurs n°1 ( $C_1$ ) et n°2 ( $C_2$ ) en position 2 sur une machine sans défaut.

Charge (W)	$C_1$ ( $\mu V$ )	Évo. $C_1$	$C_2$ ( $\mu V$ )	Évo. $C_2$	Même évo. ?
0	216		217		
600	376	160	368	151	oui
1000	478	102	470	102	oui
1400	531	53	526	56	oui

bleau 2. Dans ce cas, la machine a un défaut (court-circuit 1-3). Les évolutions des mesures des capteurs sont différentes. Cette situation se produit deux fois entre une charge nulle et une charge de 600 et entre une charge de 1000 et une charge de 1400.

Tableau 2 – Mesures obtenues pour les capteurs n°1 ( $C_1$ ) et n°2 ( $C_2$ ) en position 2 sur une machine ayant un défaut entre les bobines 1-3 (phase A). Les variations d'évolution en sens opposé sont indiquées en gras.

Charge (W)	$C_1$ ( $\mu V$ )	Évo. $C_1$	$C_2$ ( $\mu V$ )	Évo. $C_2$	Même évo. ?
0	314		436		
600	103	<b>-211</b>	529	<b>93</b>	<b>non</b>
1000	338	235	615	86	oui
1400	503	<b>165</b>	596	<b>-19</b>	<b>non</b>

Cependant, on ne constate pas toujours ce changement de comportement comme l'illustre le tableau 3. Dans cette situation, il y a un défaut (court-circuit 1-2) mais il n'y a pas de différence d'évolution entre les mesures de capteurs : lorsque la charge augmente les mesures des capteurs augmentent.

L'ensemble des résultats est regroupé dans le tableau 4. Par exemple, dans le cas de la position 2 avec un défaut 1-3, on constate deux évolutions différentes. Une différence d'évolution est signe d'un défaut. Le fait de constater un défaut dans une position est suffisant pour dire qu'il y a un défaut sur la machine. Cependant, cette stratégie n'est pas suffisante pour détecter les courts-circuits 1-2 et 25-26 (dans le tableau 4,

Tableau 3 – Mesures obtenues pour les capteurs n°1 ( $C_1$ ) et n°2 ( $C_2$ ) en position 2 sur une machine ayant un défaut entre les bobines 1-2 (phase A).

Charge (W)	$C_1$ ( $\mu V$ )	Évo. $C_1$	$C_2$ ( $\mu V$ )	Évo. $C_2$	Même évo. ?
0	146		226		
600	245	99	436	210	oui
1000	348	103	573	137	oui
1400	456	108	737	164	oui

on ne constate aucune différence d'évolution quelque soit la position).

Tableau 4 – Nombre d'évolution différentes en fonction de la position et du défaut dans la base d'apprentissage (en gras les défauts non détectés).

	Pos. 1	Pos. 2	Pos. 3	Pos. 4
Sans défaut	0	0	0	0
1-2	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
1-3	3	2	3	1
9-10	<b>0</b>	<b>0</b>	1	1
9-11	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	1
17-18	1	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
17-19	1	2	2	3
25-26	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
25-27	2	1	<b>0</b>	<b>0</b>
33-34	1	1	2	<b>0</b>
33-35	1	0	2	3
41-42	1	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
41-43	2	3	3	3

Afin d'améliorer les résultats du diagnostic, on peut également prendre en compte les valeurs des capteurs. En effet, la différence, en valeur absolue, entre les valeurs du capteur  $C_1$  et celles du capteur  $C_2$  tendent à être plus importantes dans le cas d'une machine ayant un défaut. Les résultats, représentés dans le tableau 5, donnent des exemples dans le cas d'une situation sans défaut, d'un défaut dans la position 1-2 et d'un défaut dans la position 1-3.

Pour exploiter l'ensemble des informations (l'évolution des différences entre les mesures des capteurs et la valeur absolue des différences pour chaque position), un modèle basé sur les

Tableau 5 – Différences (en valeur absolue) entre les mesures des capteurs  $C_1$  et  $C_2$  pour les situations décrites dans le tableau 1 (sans défaut), le tableau 3 (défaut 1-2) et le tableau 2 (défaut 1-3).

Charge (W)	Différence sans défaut Tableau 1 ( $\mu V$ )	Différence défaut 1-2 Tableau 3 ( $\mu V$ )	Différence défaut 1-3 Tableau 2 ( $\mu V$ )
0	1	80	122
600	8	191	426
1000	8	225	277
1400	5	281	93

fonctions de croyance a été développé. Comme défini précédemment, le cadre de discernement est  $\Omega = \{o, n\}$ . Huit fonctions de croyance sont alors évaluées : les différences d'évolution pour les positions de 1 à 4 et les valeurs des mesures pour les positions de 1 à 4.

Dans le cas où une différence d'évolution est constatée sur l'une des positions alors un défaut est sûrement présent sur la machine. La fonction de croyance selon la position  $i$  ( $i = 1, 2, 3$  ou  $4$ ) est définie de la façon suivante :

- s'il y a au moins une différence d'évolution :  $m_{evo,i}(\{o\}) = 0.95$  et  $m_{evo,i}(\Omega) = 0.05$ . Cela représente le fait qu'il y a sûrement un défaut.
- s'il n'y a pas de différence dans le sens de variation des mesures :  $m_{evo,i}(\{n\}) = 0.05$  et  $m_{evo,i}(\Omega) = 0.95$ . Nous ne savons pas s'il y a un défaut, cependant il y a une petite chance qu'il n'y en ait pas. La probabilité pignistique de cette fonction de croyance est proche du 50-50 mais légèrement en faveur de l'absence de défaut.

La seconde phase consiste à prendre en compte la valeur des mesures pour les positions  $i$  (avec  $i = 1, 2, 3$  et  $4$ ). L'idée principale est que dans le cas sans défaut les mesures sont proches alors qu'avec un défaut, la différence entre les mesures augmente. Les fonctions de croyance sont définies de la façon suivante :

- si le maximum (en valeur absolue) des différences est inférieur à 200 :  $m_{val,i}(\{n\}) = 0.05$  et  $m_{val,i}(\Omega) = 0.95$

(nous ne savons pas s'il y a un défaut mais peut-être que non).

- si cette valeur est comprise entre 200 et 300, nous pouvons commencer à penser qu'il y a un défaut :  $m_{val,i}(\{o\}) = 0.05$  et  $m_{val,i}(\Omega) = 0.95$  (mais il subsiste un doute important).
- avec une différence comprise entre 300 et 500, la présence d'un défaut est fort probable :  $m_{val,i}(\{o\}) = 0.5$  et  $m_{val,i}(\Omega) = 0.5$ .
- enfin, si la différence est plus grande que 500, un défaut est sûrement présent :  $m_{val,i}(\{o\}) = 0.8$  et  $m_{val,i}(\Omega) = 0.2$ .

Comme nous l'avons vu pour le cas sans défaut dans le tableau 1, les valeurs absolues des différences sont bien inférieures à 300. Toutefois, il n'est pas souhaitable de construire notre méthode de diagnostic de façon aussi précise. C'est pour cette raison que nous avons préféré adopter une stratégie prudente pour répartir les croyances. Par exemple, les informations contenues dans le tableau 1 permettent d'obtenir la fonction suivante :  $m_{evo,2}(\{n\}) = 0.05$  et  $m_{evo,2}(\Omega) = 0.95$  car les mesures issues des capteurs varient dans le même sens. Les informations du tableau 2 produisent les connaissances suivantes :  $m_{evo,2}(\{o\}) = 0.95$  et  $m_{evo,2}(\Omega) = 0.05$ . En ce qui concerne les valeurs des mesures, les résultats présentés dans le tableau 5 permettent d'obtenir les informations suivantes :

- pour le scénario présenté dans le tableau 1 (le maximum des différences, en valeurs absolues, est égale à 8) :  $m_{val,2}(\{n\}) = 0.05$  et  $m_{val,2}(\Omega) = 0.95$ .
- pour le scénario exposé dans le tableau 3 (le maximum est égale à 281) :  $m_{val,2}(\{o\}) = 0.05$  et  $m_{val,2}(\Omega) = 0.95$ .
- pour le scénario considéré dans le tableau 2 (le maximum est égale à 426) :  $m_{val,2}(\{o\}) = 0.5$  et  $m_{val,2}(\Omega) = 0.5$ .

Une fois les fonctions de masse initialisées, l'étape suivante consiste à fusionner ces différentes fonctions en utilisant la règle de combinaison conjonctive (équation 2). La décision retenue est celle qui maximise la probabilité pignistique (équation 4). La méthode proposée pour le diagnostic de défaut peut être

alors résumée de la manière suivante :

1. Pour chaque position  $i$  ( $i = 1, 2, 3$  et  $4$ ) illustrée par la figure 3 et à partir des mesures issues des capteurs calculer  $m_{evo,i}$  et  $m_{val,i}$ .
2. Combiner conjonctivement l'ensemble des fonctions de masse :  $(\bigodot_{i=1,\dots,4} m_{evo,i}) \bigodot (\bigodot_{i=1,\dots,4} m_{val,i})$
3. La probabilité d'avoir un défaut est alors donnée par  $BetP(\{o\})$ .

## 5 Expérimentations

Pour tester ce système de fusion, trois nouvelles séries de mesures (notées série 2, série 3 et série 4) ont été réalisées dans les mêmes conditions et avec le même banc test (Figure 2). Les probabi-

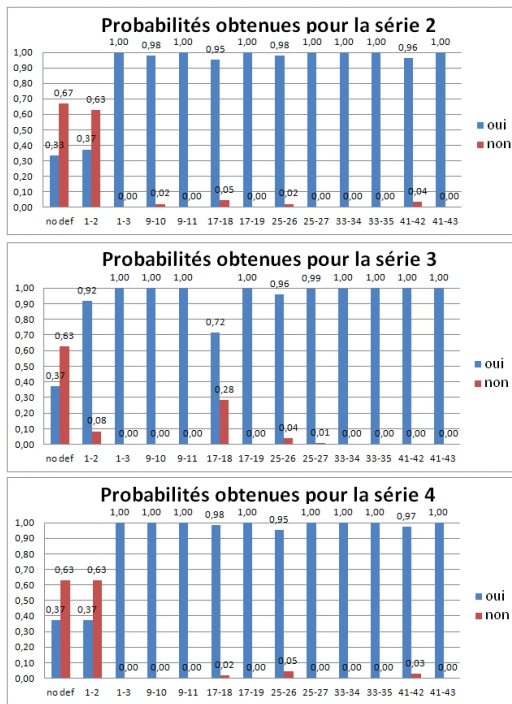


Figure 5 – Probabilités de défaut obtenues à partir des informations de différences d'évolution des mesures au regard des positions  $m_{evo,i}$  avec  $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ .

lités pignistiques obtenues uniquement à partir de la combinaison des informations issues de la variation des mesures sont représentées sur la

figure 5. Ces probabilités sont calculées à partir de la transformation pignistique du résultat de la combinaison conjonctive des fonctions de masse  $m_{evo,i}$  avec  $i = 1, 2, 3$  et  $4$ .

La figure 6 illustre les probabilités pignistiques obtenues à partir de la combinaison de l'ensemble des fonctions de masse  $m_{evo,i}$  et  $m_{val,i}$  avec  $i = 1, 2, 3$  et  $4$ .

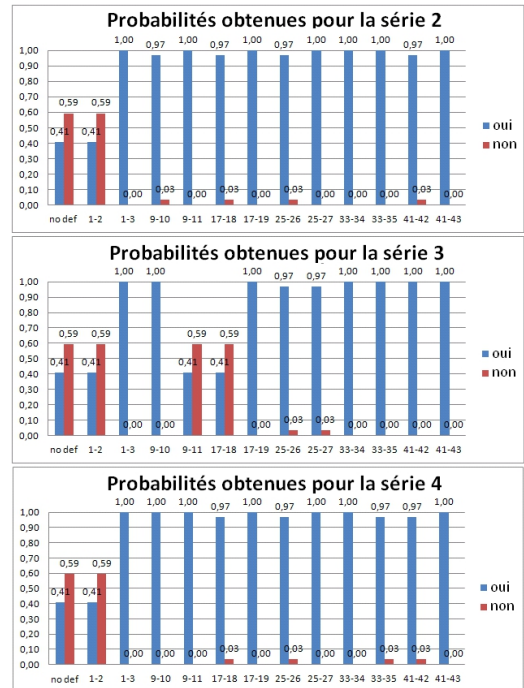


Figure 6 – Probabilités de défaut obtenues à partir des informations de différences d'évolution  $m_{evo,i}$  et de valeurs des mesures  $m_{val,i}$  avec  $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ .

Dans les séries 2 et 4 (Figure 5 et Figure 6), la probabilité d'avoir un défaut est supérieure à 0.5 (un défaut est donc détecté) dans tous les cas, excepté lorsque la machine n'a pas de défaut (état représenté par l'abréviation "no def" en dessous du premier histogramme) et quand il y a un défaut dans la position 1-2. Ainsi pour ces séries de mesures, les deux processus de fusion étudiés produisent les mêmes résultats. La prise en compte de la valeur des mesures ne permet pas d'améliorer les résultats du diagnostic.

En ce qui concerne la série de mesures n°3 (fi-

gure 5 et figure 6), la seconde stratégie mise en œuvre a permis de détecter les défauts dans la position 1-2 (Phase A), 9-11 (Phase B) et 17-18 (Phase C), défauts qui n'étaient pas détectés lorsque l'on considérait uniquement la variation des mesures. Ainsi pour cette série, les informations issues des valeurs des mesures ont été utiles.

En résumé, si nous synthétisons les résultats obtenus pour ces trois séries de mesures, sur 39 décisions à prendre, le système de fusion basé uniquement sur la variation des mesures a réalisé 34 bonnes décisions ( $\approx 87.2\%$ ) et le système de fusion considérant en plus la valeur des mesures a obtenu 37 bonnes décisions ( $\approx 94.9\%$ ).

## 6 Discussion

Cet article aborde le problème du diagnostic de machines électriques à courant alternatif. L'objectif du système présenté est de déterminer un éventuel défaut (court-circuit) entre les spires du bobinage statorique. L'approche préliminaire qui est proposée ici, associe un système de mesures non-invasif et un processus de fusion d'informations basé sur les fonctions de croyance. Ce dispositif permet de prendre en compte deux types d'informations, d'une part le sens de variation des mesures lorsque l'on augmente la charge et d'autre part la valeur des mesures issues des capteurs. Par ailleurs, les mesures sont réalisées à plusieurs emplacements sur la machine. Cette approche, combinant ces deux types d'informations a permis d'augmenter la probabilité de détection d'un défaut de 87.2% à 94.9% par rapport à l'utilisation d'une information unique.

La démarche, présentée ici, est préliminaire. Toutefois, elle permet à nouveau de mettre en lumière l'intérêt de la fusion d'informations dans le cadre d'une application industrielle. En terme de perspectives, l'exploitation du positionnement du couple de capteurs pourrait apporter des informations supplémentaires quant à la localisation du défaut. En effet dans une

position donnée, le couple de capteurs est capable de déterminer s'il y a un défaut sur une zone particulière du stator de façon relativement fiable. Sur le reste du stator, la détection des défauts est beaucoup moins fiable.

Ce constat nous permet d'envisager l'utilisation de la définition de l'affaiblissement contextuel [10, 11]. En effet, connaissant le lieu du défaut, nous savons que telle ou telle position sera plus à même de détecter le défaut. Néanmoins, davantage de mesures nous seront nécessaires pour valider cette approche. Une nouvelle campagne de mesures est envisagée afin de prendre en compte cet aspect.

## Références

- [1] A. Ceban, R. Pusca, R. Romary. Study of rotor faults in induction motors using external magnetic field analysis, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 59 :2082-2093, 2012.
- [2] A. Ceban. *Global diagnostic method of electrical machines*, PhD Thesis, LSEE, Université d'Artois, Béthune, France, 2012.
- [3] M.H. DeGroot. *Optimal Statistical decisions*, McGraw-Hill, New York, 1970.
- [4] H. Henao, C. Demian, G. A. Capolino. A frequency-domain detection of stator winding faults in induction machines using an external flux sensor, *IEEE Transactions on Industry Applications*, 39 :1272-1279, 2003.
- [5] F. Périssé, D. Mercier, É. Lefèvre, D. Roger. Robust diagnostics of stator insulation based on high frequency resonances measurements, *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 16 :1496-1502, 2009.
- [6] R. Pusca, R. Romary, A. Ceban, J.F. Brudny. An Online Universal Diagnosis Procedure Using Two External Flux Sensors Applied to the AC Electrical Rotating Machines, *Sensors*, 10 :10448-10466, 2010.
- [7] G. Shafer. *A mathematical theory of evidence*, Princeton University Press, Princeton, N.J., 1976.
- [8] P. Smets, R. Kennes. The Transferable Belief Model, *Artificial Intelligence*, 66 :191-243, 1994.
- [9] P. Smets. Decision Making in the TBM : the Necessity of the Pignistic Transformation, *International Journal of Approximate Reasoning*, 38(2) :133-147, 2005.
- [10] D. Mercier, B. Quost, T. Denœux. Refined modeling of sensor reliability in the belief function framework using contextual discounting, *Information Fusion*, 9 (2) :246-258, 2008.
- [11] D. Mercier, E. Lefèvre, F. Delmotte. Belief functions contextual discounting and canonical decompositions, *International Journal of Approximate Reasoning*, 53(2) :146-158, 2012.