

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE FERHAT ABBES – SETIF1  
UFAS1 (ALGERIE)

## **THÈSE**

Présentée à la Faculté de Technologie

Département d'Electrotechnique

Pour l'Obtention du Diplôme de

**DOCTORAT en SCIENCES en Électrotechnique**

**OPTION : Machines Electriques**

**Par**

**Mellah Hacene**

**Thème**

**CONTRIBUTION A L'ESTIMATION DES PARAMETRES INTRINSEQUES DES MACHINES  
ELECTRIQUES**

*Soutenu publiquement le : ...../12/2019 devant un Jury composé de :*

<b>M. HACHEMI Mabrouk</b>	<b>Prof</b>	<b>Univ. F. A Sétif 1</b>	<b>Président</b>
<b>M. HEMSAS kamel Eddine</b>	<b>Prof</b>	<b>Univ. F. A Sétif 1</b>	<b>Directeur de thèse</b>
<b>M. CHAOUI Abdelmadjid</b>	<b>Prof</b>	<b>Univ. F. A Sétif 1</b>	<b>Examineur</b>
<b>M. TAIBI Soufiane</b>	<b>Prof</b>	<b>Univ. BATNA 2</b>	<b>Examineur</b>
<b>M. GUETTAFI Amor</b>	<b>Prof</b>	<b>Univ. BATNA 2</b>	<b>Examineur</b>
<b>M. BOUKADOUM Ahcene</b>	<b>Prof</b>	<b>Univ. Skikda</b>	<b>Examineur</b>
<b>M. TALEB Rachid</b>	<b>Prof</b>	<b>Univ. Chlef</b>	<b>Inviter</b>



# *Dédicaces*

*Je dédie ce travail à :*

*À mes parents*

*À ma grande mère*

*À ma petite et ma grande famille*

*À mes enfants très calmes ! Abdellah et Ibrahim et à la  
lumière de mes yeux ma petit fille.*

*À tous mes amis*

*À tous ceux qui veulent savoir*

*H. Mellah*

*Version mai 2019*



## REMERCIEMENTS

Cette thèse est le fruit de plusieurs années de travail. Je profite de cette occasion pour témoigner ma grande reconnaissance à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour la réalisation de ces travaux.

Je remercie vivement Monsieur **Hemsas Kamel Eddine**, professeur à l'université de Ferhat Abbas Sétif 1, pour l'honneur qu'il m'a fait pour son encadrement, pour tous ses efforts, ses conseils, sa documentation et son entière disponibilité durant toutes les étapes de ma thèse.

Je remercie, également, Monsieur **Hachemi Mabrouk**, professeur à l'université de Ferhat Abbas Sétif 1 pour avoir accepté de présider le jury d'examen de soutenance.

A Messieurs **Chaoui Abdelmadjid** professeur à l'université du Ferhat Abbas Sétif 1, **Taibi Soufiane** professeur à l'université de BATNA 2, **Guettafi Amor** professeur à l'université BATNA 2 et **Boukadoum Ahcene** professeur à l'université Skikda, je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance pour la confiance qu'ils m'ont témoignée et pour l'honneur qu'il me fait en acceptant d'être examinateurs de mon travail.

Je veux remercier d'une manière toute particulière mon collègue et amis **Rachid TALEB**, professeur à l'université Hassiba Benbouali, Chlef, Algérie pour ses encouragements, ses conseils et son aide durant les dernières années de la réalisation de ma thèse même dans le week-end.

Je voudrais saluer et remercier Messieurs, **Carlo CECATI**, professeur à l'université de l'Aquila, Italie et **Dimoulas CHARALAMPOS**, professeur à l'université Aristote de Thessalonique, Grèce, pour leurs conseils, échanges scientifiques.

Je ne peux pas oublier tous ceux qui ont contribué à ma formation du primaire jusqu'à maintenant.

Mes vifs remerciements s'adressent, également, à tous les membres de ma famille qui m'ont aidé de plusieurs manières et pour leur soutien précieux plus que je ne peux le dire durant les longues années de ma formation, ce ci leur fait valoir ma grande reconnaissance.

Pour terminer, je tiens à remercier tous mes collègues et amis qui m'ont aidé et qui m'ont apporté leur soutien moral.

Je suis, particulièrement reconnaissant, à mes amis AITBAAZIZ Faicel, MOUASSA Souhil, BOUCHAOUI Lahcen, BOUHADOUZA Bubkeur, BOUYAKOUB Ismail, SAHRAOUI Hamza et BOUDJEMAA Zine Alabidine,

## ص خلم

يصبح تقدير الكميات الداخلية للأنظمة غير الخطية ضروريًا في الحالات التي تكون فيها الكميات التي يمكن الوصول إليها فقط هي مدخلات ومخرجات النظام، وتعتبر آلة التيار المستمر و آلة الحث أمثلة نموذجية. في عملنا تم تطوير اثنين من مقدرين للمحددات الداخلية مقدر مقدرات كالمن اللاخطي والمقدر الذكي للشبكة العصبية على أساس الشبكة العصبية المتتالية 'CFNN'، وتستخدم ثلاثة خوارزميات تعلم لإنشاء ثلاثة مقدرات، يستند الأول إلى *Bayesian Regularization Backpropagation* أو (CFNNBBP)، ويستند الثاني على-BACGS Quasi-Newton BFGS أو CFNNBFGSBP، ويستند هذا الأخير على *resilient backpropagation* أو (CFNNRBP) يتم إجراء مقارنات لكل مخرجات من هذه المقدرات. في هذا العمل، يتم تقدير السرعة، مقاومة والحرارة للمحركات ذاو التيار المستمر بشكل متزامن من قبل ثلاثة مقدرات تستند على الشبكات العصبية الاصطناعية. يتم استخدام مرشح كالمن اللاخطي في حالة نوع الخدمة 1 وللتحميل المتغير من أجل تقدير درجة الحرارة، وللمراقبة الحرارية للآلة اللاتزامنية. يتم تقدير السرعة ودرجة حرارة ومقاومات الجزء الثابت والدوار للمكينة الحث في نفس الوقت من قبل مقدر 'CFNNBBP'، لقد عبرت هذه التقنيات حدود التقدير غير المتزامن للسرعة ودرجات الحرارة ومقاومة الآلات الكهربائية. أظهرت نتائج المحاكاة كفاءة ومثانة هذه الطرق، وعلى وجه الخصوص طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية .

**الكلمات المفتاحية:** النمذجة الحرارية، مرشح كالمن اللاخطي، الشبكات العصبية الاصطناعية، آلة التيار المستمر، آلة الحث، تقدير درجة الحرارة، التقدير المتزامن للكميات الداخلية، المراقبة الحرارية.

## Summary

*The estimation of the internal quantities of non-linear systems becomes necessary in cases where only the accessible quantities are the inputs and outputs of the system, the Direct Current Machine (DCM) and the induction machine (IM) are typical examples. In our work two internal parameters estimators are developed the Extended Kalman Filter (FKE) and the Artificial Neural Network (ANN) intelligent estimator based on Cascaded Feed Neural Network (CFNN), three learning algorithms are used. To create three estimators, the first is based on the Bayesian Regularization Backpropagation or (CFNNBBP), the second is based on Quasi-Newton BFGS backpropagation or CFNNBFGSBP, and the latter is based on resilient backpropagation or (CFNNRBP). Comparisons are made for each output of its estimators. In this work, the speed, temperature, and armature resistances of a DCM are simultaneously estimated by the three ANN-based estimators. The EKF is used for a service type S1 and for a variable load in order to estimate the temperature, and for thermal monitoring to the IM. The speed, the stator and rotor temperatures and resistances of the IM are simultaneously estimated by a CFNNBBP estimator. These techniques have crossed the boundaries of the non-simultaneous estimation of the speed, temperatures and resistances of electrical machines. The simulation results showed the efficiency and robustness of these methods, and in particular the RNA approach.*

**Key words:** thermal modeling, extended Kalman filter, artificial neural networks, DC machine, induction machine, temperature estimation, simultaneous estimation of internal quantities, thermal monitoring.

## Résumé

*L'estimation des grandeurs internes des systèmes non linéaires devient nécessaire dans les cas où les seules grandeurs accessibles sont les entrées et les sorties du système, la machine à courant continu (MCC) et la machine asynchrone (MAS) sont des exemples typiques. Dans notre travail deux estimateurs des paramètres internes sont développés le Filtre de Kalman Étendu (FKE) et l'estimateur intelligent basé sur le Réseau de Neurones Artificiels (RNA) de type CFNN (Cascaded Feed Neural Network), trois algorithmes d'apprentissage sont utilisés pour créer trois estimateurs, le premier est basé sur la rétropropagation de la régularisation bayésienne (Bayesian Regularization BackPropagation) ou (CFNNBBP), le second est basé sur la rétropropagation Quasi-Newton BFGS ou CFNNBFGSBP et le dernier est basé sur la rétropropagation résilient (Resilient Backpropagation) ou (CFNNRBP). Des comparaisons sont faites pour chaque sortie de ses estimateurs. Dans notre travail, la vitesse, la température et la résistance d'induit d'une MCC sont estimés simultanément par les trois estimateurs à base de RNA. Le FKE est utilisé pour un service fonctionnement de type S1 et pour une charge variable dans le but de l'estimation de la température, et pour une surveillance thermique d'une MAS. La vitesse, les températures et les résistances statorique et rotorique d'une MAS sont estimées simultanément par un estimateur de type CFNNBBP. Ces techniques ont franchi les frontières de la non-estimation simultanée de la vitesse, des températures et des résistances des machines électriques. Les résultats de simulation ont montré l'efficacité et la robustesse de ces méthodes, et en particulier de l'approche RNA.*

**Mots clés:** modélisation thermique, filtre de Kalman étendu, réseaux de neurones artificiels, machine à courant continu, machine asynchrone, estimation de la température, estimation simultanée des grandeurs internes, surveillance thermique.

## Liste des acronymes

Abréviation	Désignation
IEEE	Institution of electrical & electronic engineers, USA
FEM	méthode d'élément fini
ETMT	Estimation de température à base du modèle thermique
ETP	Estimation de température à base des paramètres
FKE	Filtre de Kalman étendu
FKL	Filtre de Kalman linière
LM	Levenberg-Marquardt
BP	Back Propagation
FK	Filtre de Kalman
Fmm	Force magnéto motrice
MAS	Machine ou moteur asynchrone (Machine à induction)
MCC	Machine à Courant Continu
CC	Courant continu
Max	Maximum
Min	Minimum
MLP	Multi layer perceptron
PMC	Perceptron multi-couche
RNA	Réseau(x) de neurone(s) artificiel(s)
RNF	Réseaux de neurones formels
RN	Réseaux de neurones
NA	Neurone artificiel
FFNN	Feed-Forward Neural Network
NF	Neurone formel
CFNN	Cascaded Feed Neural Network
CFNNE	Estimateur de CFNN
RNR	Réseaux de Neurones Récurrents
RRJ	Réseau Récurrent de Jordan
RRE	Réseau Récurrent d'Elman
CAOK	Carte Auto-Organisatrice de Kohonen
BP	Back Propagation
BBP	Bayesian regularization Back Propagation
BFGS	Broyden Fletcher Goldfarb Shanno
BFGS BP	BFGS Back Propagation
RBP	Resilient Back Propagation
Rprop	Rétropropagation résilient
MSE	Mean Square Error

## Liste des notations

Symboles	Dénomination	Unités
<b>MCC</b>		
$V_a$	Tension d'induit	(V)
$i_a$	Courant d'induit	(A)
$R_{a0}$	Résistance d'induit à température ambiante	( $\Omega$ )
$\omega$	Vitesse d'induit	rad/s
$L_a$	Inductance d'induit	(H)
$k_e$	Constante de couple	V/rad/s
$\alpha_{cu}$	Coefficient de température de cuivre ( $\alpha_{cu} = 0.004$ )	
$\theta$	Température au-dessus de l'ambiante	( $^{\circ}\text{C}$ )
$T_L$ (Cr, Cm)	Couple (torque) moteur (résistant)	[Nm]
$T_e$ (Cem)	Couple électromagnétique	[Nm]
<b>MAS</b>		
$i_{dr}, i_{qr}$	Composantes de courant rotoriques dans le repère tournant.	[A]
$i_{ds}, i_{qs}$	Composantes de courant statoriques dans le repère tournant.	[A]
$V_{ds}, V_{qs}$	Composantes de tensions statoriques dans le repère tournant.	[V]
$U$	Tension d'alimentation	[V]
$f$	Fréquence	[Hz]
$p$	Nombre de pair de pôles	-
$J$	Moment d'inertie	[kg.m <sup>2</sup> ]
$L_m$	Inductance mutuelle entre phase statorique et une maille rotorique	[H]
$R_r$	Résistance rotorique par phase	( $\Omega$ )
$R_s$	Résistance statorique par phase	( $\Omega$ )
$P_s$ (PL <sub>1</sub> )	Pertes totales statoriques	[w]
$P_r$ (PL <sub>2</sub> )	Pertes totales rotoriques	[w]

$P_{fs}$	Pertes ferre statorique	[w]
$P_{fr}$	Pertes ferre rotorique	[w]
$H_1$ (Cs)	Capacité thermique de stator.	[Kj.C° <sup>-1</sup> ]
$H_2$ (Cr)	Capacité thermique de rotor	[Kj.C° <sup>-1</sup> ]
$k_{10}, k_{20}$ et $k_{30}$	Coefficients de transfert de puissance thermiques à vitesse nulle	[w/C°]
$k_{1w}, k_{2w}$ et $k_{3w}$	Coefficients de transfert de puissance thermique avec la vitesse no nulle	[s.rad <sup>-1</sup> ]
$k_{ir}$	Constante de perte de fer	[w. (rad/s) <sup>-2</sup> ]
$\theta_s$	Température statorique	[C°]
$\theta_r$	Température rotorique	[C°]
$\alpha_1, \alpha_s$	Coefficient thermique de stator	[1/°C]
$\alpha_2, \alpha_r$	Coefficient thermique de rotor	[1/°C]
$J_M$	Moment d'inertie du moteur	[kg.m <sup>2</sup> ]
$J_{ext}$	Moment d'inertie de la charge	[kg.m <sup>2</sup> ]

### Thermique

$R_{th}$	Résistance thermique	
$C_{th}$	Capacité thermique	[Kj.C° <sup>-1</sup> ]
$\tau_{th}$	Constante de temps thermique de l'objet uniforme	
$P_j$	Pertes joule	[w]
$\theta$	Température de l'objet uniforme	[C°]
$\theta_A$	Températures de l'ambiante de l'objet uniforme	[C°]

### ANN

$net_i$	Activation du neurone	
$n_l$	Nombre de neurones sur la couche $l$ .	-
$x^0$	Point initial	-
$P$	Dérivateur	-
$\theta_j$	Seuil d'activation associé au neurone $j$	-

$w_{ji}$	Lien pondéré entre les neurones i et j	-
$W$	Vecteur des poids synaptiques du réseau	-
$\Delta W(t)$	Vecteur des mises à jour des poids du réseau	-
$x^0$	Point initial	-
$x_1, x_2, \dots, x_n$	Entrées du nœud	-
$x_j, y_i$	Entrée & sortie du nœud	-
$y_d$	Sortie désirée	-
$s$	Sortie du nœud	-
$E$	Ensemble des neurones d'entrée	
$S$	Ensemble des neurones de sortie	
$C$	Ensemble des neurones cachés,	
$\alpha$ et $\beta$	Paramètres de régularisation	
$H_k$	Matrice hessienne	
$\beta$ et $\alpha$	Sont des paramètres de régularisation	
$D$	Ensemble de données	
$H$	Représente un modèle de réseau neuronal spécifique	
$\eta$	Facteur de réduction	
$\Delta_{\max}$ et $\Delta_{\min}$	Poids maximum et minimum	

# Lite des figures

Fig. 1. 1 Répartition des puissances et des pertes dans une machine électrique.....	4
Fig. 1. 2 Schéma datant de 1824 de l'électroaimants de Sturgeon.....	4
Fig. 1. 3 Moteur électromagnétique de Joseph Henry en 1831.....	5
Fig. 1. 4 Vue éclatée d'une MCC de 2,5 kW, 1500 tr/min, 220 V, à usage didactique .....	7
Fig. 1. 5 Inducteur d'une MCC.....	8
Fig. 1. 6 Induit, balais et collecteur d'une MCC.....	8
Fig. 1. 7 Modes d'excitation d'une MCC.....	9
Fig. 1. 8 Moteur asynchrone à cage.....	10
Fig. 1. 9 Stator d'une MAS.....	11
Fig. 1. 10 Types de rotor des machines asynchrone .....	11
Fig. 1. 11 Rotor avec conducteur obliques.....	12
Fig. 1. 12 Fonnes d'encoches pour diverses classes de moteurs: .....	13
Fig. 1. 13 Noyau de fer composé de tôles minces diminue beaucoup les pertes par courants de Foucault .....	15
Fig. 1. 14 Localisation des sources de pertes dans les roulements.....	17
Fig. 1. 15 Dispositif de mesure calorimétrique.....	19
Fig. 1. 16 Rendements types des moteurs standard et des moteurs éconergétiques. ....	20
Fig. 1. 17 Services de fonctionnement .....	23
Fig. 1. 18 Modes de refroidissement .....	25
Fig. 1. 19 Montage expérimental d'un thermomètre infrarouge pour une generateur synchrone .....	28
Fig. 1. 20 Transformateur tournant utilisée pour le passage d'information des thermocouples du rotor au stator .....	29
Fig. 2. 1 Echanges thermiques dans une machine asynchrone fermée et auto ventilée.....	36
Fig. 2. 2 Modèles Thermiques Équivalents de la Machine Asynchrone détaillée .....	38
Fig. 2. 3 Modèles thermiques équivalents de la machine asynchrone simplifiée .....	38
Fig. 2. 4 Circuit électrique équivalent au modèle thermique .....	39
Fig. 2. 5 Circuit électrique équivalent au modèle thermique de la MAS pour l'estimation d'une température globale sur la base de la température de la carcasse.....	42
Fig. 2. 6 Modèle thermique de la machine asynchrone .....	43
Fig. 2. 7 Température de plusieurs parties d'un moteur asynchrone obtenues par Motor-CAD .....	44
Fig. 2. 8 Interface de Motor-CAD du modèle thermique des moteurs à CC à aimants permanent. ....	44
Fig. 2. 9 Géométrie 3D pour le calcul thermique d'un moteur asynchrone (seul 1/6 de la machine est représenté) .....	45
Fig. 2. 10 Cartographies thermique des portions de machine asynchrone, obtenue par MEF .....	45
Fig. 2. 11 Tracé des lignes isothermes (en °C) pour un moteur asynchrone de 2.2 kW.....	46
Fig. 2. 12 Vue 2D axiale de la moitié d'un moteur asynchrone.....	47
Fig. 2. 13 Modèle thermique avec une seule constante de temps thermique .....	49
Fig. 2. 14 Modèle thermique par un réseau thermique complexe pour la MAS #1.....	50
Fig. 2. 15 Modèle thermique par un réseau thermique complexe pour la MAS # 2 .....	50
Fig. 2. 16 Circuit équivalent de CC du circuit d'injection CC et du moteur. ....	52
Fig. 2. 17 Structure du modèle thermique du moteur .....	56
Fig. 3. 1 Schéma fonctionnel d'un estimateur d'état, d'un processus physique .....	62
Fig. 3. 2 Neurone biologique. ....	69
Fig. 3. 3 Neurone formel .....	70
Fig. 3. 4 Principe de fonctionnement d'un neurone formel .....	71

Fig. 3. 5 Classification générale des RNA.....	73
Fig. 3. 6 Réseaux Neurones de type FFNN.....	74
Fig. 3. 7 Réseaux de neurones à une couche (perceptron) .....	74
Fig. 3. 8 Structure générale d'un RN multicouche .....	75
Fig. 3. 9 Réseaux Neurones de type CFNN .....	76
Fig. 3. 10 Réseau récurrent de Jordan (RRJ) .....	77
Fig. 3. 11 Réseaux Récurrent d'Elman (RRE).....	77
Fig. 3. 12 Carte Auto-Organisatrice de Kohonen (CAOK).....	78
Fig. 4. 1 Comparaison entre les sorties du modèle et d'ANN.....	87
Fig. 4. 2 Architecture de d'estimateur utilisé .....	87
Fig. 4. 3 Procédures d'apprentissage du RNA à base de régularisation bayésienne .....	90
Fig. 4. 4 Estimation de la vitesse par RNA à base de CFNNBBP .....	91
Fig. 4. 5 Estimation moyenne de la température par RNA à base de CFNNBBP .....	91
Fig. 4. 6 Estimation de résistance d'armature par RNA à base de CFNNBBP .....	92
Fig. 4. 7 Procédures d'apprentissage du RNA par rétropropagation à base de la méthode BFGS .....	93
Fig. 4. 8 Vitesse simulée et estimée par CFNN à base de BFGS.....	94
Fig. 4. 9 Température moyenne d'induit simulée et estimée par CFNN à base de BFGSBP.....	94
Fig. 4. 10 Résistance d'induit estimée et simulée par CFNN à base de BFGSBP. ....	95
Fig. 4. 11 Erreurs d'estimation de la vitesse, de la température et de la résistance .....	95
Fig. 4. 12 Procédures d'apprentissage du RNA à base de rétropropagation résilient.....	97
Fig. 4. 13 Vitesse estimée et simulée .....	99
Fig. 4. 14 Température moyenne de l'armature estimée et simulée. ....	99
Fig. 4. 15 Résistance estimée et simulée de l'armature .....	100
Fig. 4. 16 Erreurs d'estimation de la vitesse, de la température et de la résistance. ....	100
Fig. 4. 17 Vitesse estimée et simulée par les trois algorithmes .....	101
Fig. 4. 18 Température d'armature estimée et simulée par les trois algorithmes .....	102
Fig. 4. 19 Résistance d'induit estimée et simulée par les trois algorithmes.....	103
Fig. 4. 20 Temps requis pour converger pour chaque algorithme par rapport au MSE supposé.....	104
Fig. 5. 1 Simulation de service S2 de la machine asynchrone .....	114
Fig. 5. 2 Température statorique et rotorique .....	115
Fig. 5. 3 Régime intermittent de cycle de faible durée .....	115
Fig. 5. 4 Régime intermittent de cycle de large durée .....	116
Fig. 5. 5 Température statorique et rotorique à 40 et 30 Hz .....	116
Fig. 5. 6 Température et résistance statorique et rotorique à 60 et 50Hz. ....	117
Fig. 5. 7 Structure de l'algorithme de FKE utiliser .....	117
Fig. 5. 8 Organigramme du programme d'estimation par FKE. ....	120
Fig. 5. 9 Application de FKE pour le moteur asynchrone.....	121
Fig. 5. 10 Vitesse simulée et estimée par le FKE pour le service S1.....	121
Fig. 5. 11 Température simulée et estimée par le FKE pour le service S1.....	122
Fig. 5. 12 Rs et Rr calculé utilisant les températures estimées.....	122
Fig. 5. 13 Diagramme de simulation employé pour surveiller le fonctionnement thermique du moteur	123
Fig. 5. 14 Surveillance thermique de la température statorique .....	123
Fig. 5. 15 Surveillance thermique de la température rotorique .....	124
Fig. 5. 16 Comparaison entre les sorties du modèle et d'ANN.....	124
Fig. 5. 17 RNA développé.....	125
Fig. 5. 18 Vitesse estimée et simulé.....	125
Fig. 5. 19 Température estimée est simulée du stator.....	126

Fig. 5. 20 Résistance statorique estimé ..... 126  
Fig. 5. 21 Température estimée et simulée du rotor..... 127  
Fig. 5. 22 Résistance estimée et simulée du rotor ..... 127  
Fig. 5. 23 Erreurs d'estimation pour toutes les sorties..... 128

## Lite des tableaux

Tableau 1. 1 Pourcentage des pertes additionnelles par rapport à la puissance d'entrée dans certaines machines électriques.	18
Tableau 2. 1 Analogie thermoélectrique	35
Tableau 2. 2 Comparaison de différentes techniques d'estimation de la température	53
Tableau 4. 1 Résumé des erreurs d'estimation par la méthode BFGS BP	96
Tableau 4. 2 Résumé des erreurs d'estimation par les trois algorithmes	103
Tableau 5. 1 Comparaison entre les erreurs d'estimation des temperature statorique et rotorique estimé par le FKE et le RNA.	128

# Table des matières

<i>Résumé</i> .....	iv
<i>Liste des acronymes</i> .....	v
<i>Liste des notations</i> .....	vi
<i>Liste des figures</i> .....	ix
<i>Liste des tableaux</i> .....	xii
<i>Introduction</i> .....	1
<b>Chapitre 1 Généralités sur les machines électriques et leurs comportement thermique</b> .....	<b>3</b>
<b>1.1. Introduction</b> .....	<b>3</b>
<b>1.2. Historique des machines électriques</b> .....	<b>4</b>
<b>1.3. Construction des machines électriques</b> .....	<b>6</b>
1.3.1. Machines à courant continu à collecteur.....	7
1.3.2. Machines asynchrones.....	9
<b>1.4. Pertes dans les machines électriques tournantes</b> .....	<b>13</b>
1.4.1. Pertes dans le circuit électrique.....	13
1.4.2. Pertes Fer.....	15
1.4.3. Pertes mécaniques.....	16
1.4.4. Pertes additionnelles.....	18
1.4.5. Méthode thermique de détermination des pertes.....	18
1.4.6. Variation des pertes en fonction de la charge.....	19
1.4.7. Réduction des pertes d'un moteur.....	20
<b>1.5. Services de fonctionnements</b> .....	<b>20</b>
1.5.1. Service type S1 – Service continu.....	21
1.5.2. Service type S2 – Service temporaire.....	23
1.5.3. Service type S3 – Service intermittent périodique.....	23
1.5.4. Service type S4 – Service intermittent périodique à démarrage.....	23
1.5.5. Service type S5 – Service intermittent périodique à freinage électrique.....	23
1.5.6. Service type S6 – Service ininterrompu périodique.....	23
1.5.7. Service type S7 – Service ininterrompu périodique à freinage électrique.....	24
1.5.8. Service type S8 – Service ininterrompu périodique à changements liés de charge et de vitesse.....	24
1.5.9. Service type S9 – Service à variations non périodiques de charge et de vitesse.....	24
1.5.10. Service type S10 – Service à régimes constants distincts.....	24
<b>1.6. Lois générales de transmission de chaleur</b> .....	<b>25</b>

1.6.1.	Transfert de chaleur par conduction.....	25
1.6.2.	Résistance thermique .....	25
1.6.3.	Transfert de chaleur par convection.....	26
1.6.4.	Transfert de chaleur par rayonnement.....	26
<b>1.7.</b>	<b>Mesure de la température dans les machines électriques</b> .....	<b>27</b>
1.7.1.	Problématiques du point de mesure .....	27
1.7.2.	Problématiques de la mesure au rotor .....	28
<b>1.8.</b>	<b>Conclusion</b> .....	<b>29</b>
	<b>Références</b> .....	<b>30</b>
	<b><i>Chapitre 2 Modélisation thermique</i></b> .....	<b>33</b>
<b>2.1.</b>	<b>Introduction</b> .....	<b>33</b>
<b>2.2.</b>	<b>Etat de l'art sur la modélisation thermique des machines électriques</b> .....	<b>34</b>
2.2.1.	Méthodes analytiques.....	35
2.2.2.	Méthodes numériques .....	45
2.2.3.	Comparaison entre les méthodes de modélisation thermique.....	47
<b>2.3.</b>	<b>Méthode d'estimation de la température d'une machine asynchrone</b> .....	<b>48</b>
2.3.1.	Estimation de la température à base de modèle thermique .....	48
2.3.2.	Estimation de la température à base des paramètres du moteur .....	51
<b>2.4.</b>	<b>Modèles adoptés pour notre application</b> .....	<b>53</b>
2.4.1.	Modèle thermique de la machine à CC avec balais .....	54
2.4.2.	Modèle thermique de la machine asynchrone .....	55
<b>2.5.</b>	<b>Conclusion</b> .....	<b>58</b>
	<b>Références</b> .....	<b>58</b>
	<b><i>Chapitre 3 FKE et RNA</i></b> .....	<b>61</b>
<b>3.1.</b>	<b>Introduction</b> .....	<b>61</b>
<b>3.2.</b>	<b>Historique</b> .....	<b>61</b>
<b>3.3.</b>	<b>Estimateurs d'état</b> .....	<b>61</b>
3.3.1.	Classification des observateurs.....	62
3.3.2.	Notions sur les bruits d'état et de mesure .....	64
3.3.3.	Filtre de Kalman linéaire (FKL) .....	65
<b>3.4.</b>	<b>Filtre de Kalman Etendu (FKE)</b> .....	<b>65</b>
3.4.1.	Etape de prédiction .....	66
3.4.2.	Etape de correction .....	67
<b>3.5.</b>	<b>Réseaux de neurones artificiels (RNA)</b> .....	<b>68</b>
3.5.1.	Introduction .....	68

3.5.2.	Du neurone biologique au neurone formel.....	69
3.5.3.	Apprentissage .....	72
<b>3.6.</b>	<b>Structure et classification des RNA.....</b>	<b>73</b>
3.6.1.	FFNN .....	74
3.6.2.	CFNN.....	75
3.6.3.	Réseaux de Neurones Récurrents (RNR) .....	76
3.6.4.	Cartes topologiques (Carte auto-organisatrice de Kohonen).....	78
<b>3.7.</b>	<b>Conclusion .....</b>	<b>79</b>
	<b>Référence .....</b>	<b>79</b>
	<b><i>Chapitre 4 Machine à CC avec balais .....</i></b>	<b>83</b>
<b>4.1.</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>83</b>
<b>4.2.</b>	<b>Etat de l'art.....</b>	<b>83</b>
<b>4.3.</b>	<b>Design de l'estimateur neuronal.....</b>	<b>86</b>
<b>4.4.</b>	<b>Application de l'estimateur CFNN à de BBP à la MCC.....</b>	<b>88</b>
4.4.1.	Principe et règles de BBP .....	88
4.4.2.	Résultats de simulation .....	90
<b>4.5.</b>	<b>Application de l'estimateur CFNN à de BFGS BP à la MCC .....</b>	<b>92</b>
4.5.1.	Principe et règles de Quasi-Newton BFGS BP.....	92
4.5.2.	Résultats de la simulation.....	93
4.5.3.	Conclusion.....	96
<b>4.6.</b>	<b>Application de l'estimateur CFNN à de RBP à la MCC.....</b>	<b>96</b>
4.6.1.	Principe et règles de RBP .....	96
4.6.2.	Variantes de Rprop .....	98
4.6.3.	Résultats de simulation .....	98
4.6.4.	Conclusions .....	100
<b>4.7.</b>	<b>Comparaison des performances des trois algorithmes d'apprentissage .....</b>	<b>101</b>
<b>4.8.</b>	<b>Conclusion .....</b>	<b>104</b>
	<b>Référence .....</b>	<b>105</b>
	<b><i>Chapitre 5 Machine asynchrone.....</i></b>	<b>111</b>
<b>5.1.</b>	<b>Introduction .....</b>	<b>111</b>
<b>5.2.</b>	<b>Etat de l'art.....</b>	<b>111</b>
<b>5.3.</b>	<b>Modèle thermique adopté.....</b>	<b>113</b>
5.3.1.	Simulation du Service type S2 – Service temporaire.....	114
5.3.2.	Températures statorique et rotorique sous l'échauffement et refroidissement.....	115
5.3.3.	Simulation du Service type S3 – Service intermittent périodique .....	115
5.3.4.	Simulation du Service type S1 – Service continu pour différente fréquence .....	116

<b>5.4. Application du FKE à la MAS</b> .....	117
<b>5.5. Résultats de simulation</b> .....	120
5.5.1. Application du FKE pour le service type S1 – Service continu .....	121
5.5.2. FKE pour la surveillance thermique .....	122
<b>5.6. Application de l'estimateur neuronal de types CFNN à base de BRBP à la MAS</b> .....	124
5.6.1. Conception de l'estimateur neuronal .....	124
5.6.2. Résultats de simulation .....	125
<b>5.7. Conclusion</b> .....	128
<b>Reference</b> .....	128
<b>Chapitre 6 Conclusions générales et perspectives</b> .....	133
6.1. Conclusions .....	133
6.2. Perspectives .....	135
<b>Annexe A</b> .....	136
<b>Annexe B</b> .....	137
<b>Annexe C</b> .....	138

## Introduction

De nos jours, l'utilisation des machines électriques est de plus en plus répandue, en particulier dans des environnements complexes et sous des conditions qui peuvent être sévères. Ces machines trouvent une place de plus en plus importante dans le monde de transport (véhicules hybrides/électriques, avions électriques, trains, bateaux, etc...), de la génération de l'énergie électrique conventionnelle et renouvelable et dans toute configuration de transfert d'énergie (domaines mécanique, hydraulique, robotique, machines à outil ...).

Le fonctionnement d'une machine électrique tournante est fortement conditionné par son environnement extérieur et son mode de fabrication. Les conditions ambiantes sont très fluctuantes selon l'utilisation du moteur (températures, humidité...). Des fluctuations plus ou moins brutales de charge créent des échauffements particulièrement nocifs aux parties sensibles des machines.

Il peut s'agir notamment des isolants de bobinages, des paliers de roulement, des collecteurs (machines à courant continu) voire des aimants (inducteurs des moteurs à aimants permanents). L'apparition de nouvelles alimentations à base de semi-conducteur et de l'électronique de puissance ainsi que l'augmentation des puissances massiques imposent la nécessité de prédire au mieux, le comportement thermique des machines électriques.

Dans les phases de conception des machines, les contraintes thermiques constituent une problématique de plus en plus exigeante. Ces machines sont limitées par les niveaux de températures atteints dans certaines zones critiques comme le bobinage. La température maximale tolérée dans le bobinage est celle de la destruction des isolants autour des conducteurs en cuivre. En effet, si les températures dans ces zones augmentent et dépassent leurs limites de quelques degrés, la durée de vie de la machine sera significativement diminuée.

De plus, la conception de la machine dépend de son cycle de fonctionnement (types de service). La machine électrique est amenée à opérer en régime thermique établi, intermittent, transitoire, ou autres. Le domaine d'application exige ainsi la prise en compte des phénomènes thermiques en particulier et d'en négliger d'autres. Par exemple, dans le domaine des véhicules hybrides, la tendance est de concevoir des machines électriques de grandes vitesses. La conception de telles machines requiert la prise en compte des cycles fortement transitoires de la machine, et donc d'étudier la tenue thermique des isolants des conducteurs sur de courtes durées. De plus, les pertes générées à l'intérieur de ces machines sont plus importantes et doivent être bien évaluées. Bref, la modélisation thermique des machines électriques s'est développée davantage durant les dernières années.

Dans cette thèse on s'intéresse à l'estimation simultanée des grandeurs (variable d'état) ainsi qu'à l'aspect thermique des machines électriques, où on a pris la Machine à Courant Continu (MCC) à balais et la Machines Asynchrone (MAS) comme exemple d'application.

Notre travail est organisé de la manière suivante :

Dans le premier chapitre, on a présenté les origines d'échauffement et on a décrit les différents types des pertes dans les machines électriques, la variation des pertes avec la charge et la réduction des pertes d'un moteur et le calcul de ces pertes. Tous ces points sont brièvement discutés. D'autre part on a parlé du refroidissement des machines et les types de services de fonctionnement. Ensuite, on cite les lois générales de transmission de la chaleur.

Dans le deuxième chapitre on présente un état de l'art sur la modélisation thermique des machines électriques (MAS et MCC). Ensuite, on parle sur les méthodes d'estimation de la température des MAS, on terminera ce chapitre par le choix du modèle thermique de la MCC et de la MAS convenable pour notre approche.

Le troisième chapitre est consacré à la théorie des outils d'estimation soit le Filtre de Kalman Etendue (FKE) et l'estimateur à base de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA), où on discute leurs principes, leurs classifications, étapes de fonctionnements et leurs équations.

Dans le quatrième chapitre, on applique à la MCC avec balais trois estimateurs neuronaux de type CFNN (Cascad Feed Neural Network), le premier estimateur est à base de rétropropagation de régularisation bayésienne (Bayesian regularization Backpropagation) ou CFNNBBP, le deuxième estimateur est à base de rétropropagation de Quasi-Newton BFGS ou CFNNBFGSBP et le dernier est à base de rétropropagation résilient (Resilient Backpropagation) ou CFNNRBP. Chaque estimateur utilise la tension et le courant pour l'estimation de la vitesse, de la température et la résistance d'armature. Des comparaisons avec les résultats de la littérature sont faites pour chaque sortie de ces estimateurs, on termine ce chapitre par des comparaisons entre les résultats de simulation des trois estimateurs.

Dans le cinquième chapitre, on a appliqué le FKE et l'estimateur CFNNBBP à la MAS. En premier lieu, on a validé le modèle thermique par simulation où on a simulé plusieurs cas de fonctionnements (types de services). Ensuite, on a utilisé le FKE pour un service de fonctionnements de type S1, pour une charge variable et pour la surveillance thermique des enroulement statorique et rotorique. En second lieu, on a appliqué le RNA de type CFNN à base de rétropropagation bayésienne CFNNBBP.

En fin, dans le sixième chapitre, on termine cette thèse par citer quelques conclusions et quelques perceptives. Notant qu'on a intégré à la fin de chaque chapitre une section de référence.

# Chapitre 1 Généralités sur les machines électriques et leurs comportements thermiques

---

1.1. Introduction .....	3
1.2. Historique des machines électriques.....	4
1.3. Construction des machines électriques .....	6
1.4. Pertes dans les machines électriques tournantes.....	13
1.5. Services de fonctionnement .....	20
1.6. Lois générales de transmission de la chaleur .....	24
1.7. Mesure de la température dans les machines électriques .....	27
1.8. Conclusion .....	29

---

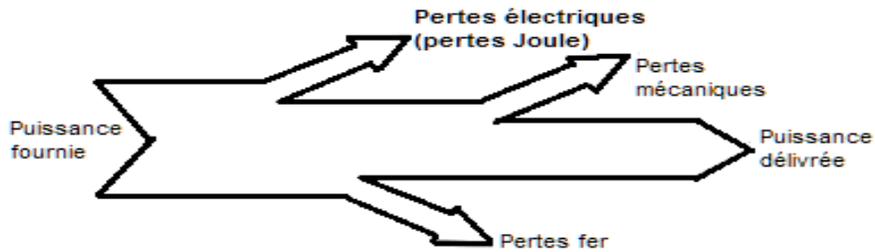
## 1.1. Introduction

La transformation d'énergie dans les machines comme les génératrices, les moteurs, les transformateurs, ne peut s'effectuer sans pertes. Ces pertes provoquent un échauffement de la machine et une diminution du rendement. Les pertes et donc le rendement d'une machine varie avec la charge [1].

Les pertes dans les machines électriques constituent les sources de chaleur qui induisent principalement l'augmentation des températures de la machine. Elles constituent également les puissances perdues entre l'entrée et la sortie de la machine (Fig.1.1); par conséquent, l'augmentation de ces pertes impactent directement son rendement [2], elles sont de différentes origines ( § 1.4). Ces pertes se traduisent par un échauffement et doivent être évacuées. En effet, certains matériaux tels que les isolants sont sensibles à la chaleur. Il faut donc transporter cette chaleur vers un système de refroidissement [3].

Pour des raisons techniques autres que le refroidissement, les machines peuvent être soit ouvertes sur l'extérieur, soit fermées donc étanches (milieu humide, corrosif ou explosif). Les machines fermées possèdent un circuit d'air interne et souvent un second à l'extérieur. Les machines ouvertes ne possèdent pas forcément de deuxième circuit à l'extérieur. Les fluides utilisés pour le transport de la chaleur sont couramment l'air, l'eau ou l'huile et plus rarement le gaz carbonique, l'azote ou

l'hydrogène. Les systèmes de dissipations de la chaleur (refroidissement) peuvent aller du simple jeu d'ailettes jusqu'au groupe frigorifique [3].



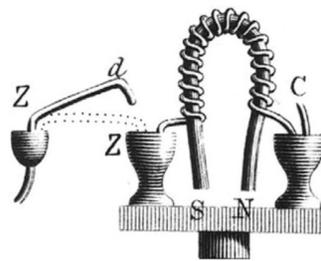
**Fig. 1. 1** Répartition des puissances et des pertes dans une machine électrique

## 1.2. Historique des machines électriques

L'aventure de l'électricité commence, d'après les historiens, aux alentours de 585 av. J.C., avec les travaux du philosophe grec THALÈS de Millet, lors de l'étude sur l'attraction des corps légers par l'ambre frotté (le nom "électron" (ελεχτρον) signifiant, en grec, ambre). Puis, en 1660, en Allemagne, Otto von Guericke "invente" la génératrice électrostatique ; il s'agit sans doute de la première machine électrique, dont toutefois la réversibilité ne semble pas avoir été imaginée [4].

En 1820, Hans Christian Oersted, professeur de physique à l'université de Copenhague, il conçoit également des appareils électromagnétiques, tel que le solénoïde [5]. En 1821, le concept de moteur apparaît avec Michail Faraday, puis en 1822, l'anglais Peter Barlow Peter Barlow construit ce qui peut être reconnu comme le premier moteur électrique de l'histoire : la « roue de Barlow » [4].

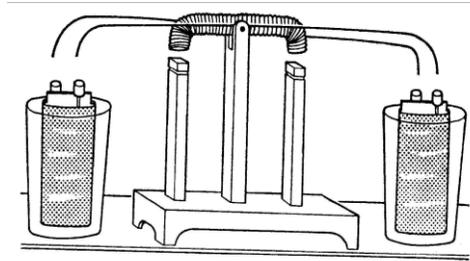
En 1824, William Sturgeon découvre que l'effet magnétique d'un solénoïde augmente lorsqu'une barre de fer y est insérée, aussi il invente l'électroaimant, lequel permet, alimenté par une source voltaïque, de soulever des morceaux de fer (Fig.1.2) [5].



**Fig. 1. 2** Schéma datant de 1824 de l'électroaimants de Sturgeon [5].

En 1831, Joseph Henry conçoit un électro-aimant qui, alimenté par une pile, pouvait soulever 50 fois son propre poids ; Il construisit aussi un "actionneur" de laboratoire (Fig. 1.3) qui peut être considéré comme l'ancêtre des moteurs à réluctance variable [4]. En 1832, Ampère fait réaliser, par le

constructeur français Hippolyte Pixii, la "première" génératrice à courant continu. Quatre ans plus tard l'Anglais Hyde Clarke conçoit une machine dont la structure est inversée par rapport à celle de Pixii/Ampere [4].



**Fig. 1. 3** Moteur électromagnétique de Joseph Henry en 1831[4]

En 1865, l'Italien Antonio Paccinotti construit un prototype de machine à courant continu (MCC) à induit en anneau et collecteur radial dont le fonctionnement est très amélioré, cependant ses travaux passent inaperçus. C'est seulement en 1869 que le célèbre Belge Zénobe Gramme, employé de la compagnie française "l'Alliance" spécialisée dans la fabrication de génératrices de "courant continu", dépose un brevet sur l'induit en anneau que Paccinotti avait inventé auparavant et qu'il tenta vainement de contester. Tels sont les débuts, très résumés, de l'histoire de la MCC [4].

Le moteur à collecteur fut la première machine électrique inventée [6], mais les premières machines électriques à vocation industrielle seront des génératrices vouées au remplacement des générateurs électrochimiques [4].

L'histoire retient le nom de Zénobe Gramme pour sa première réalisation industrielle en 1871[6]. Wernher Von Siemens proposa peu après la version à induit cylindrique de cette machine. Ces deux machines, conçues comme une application de la théorie des champs, ne fonctionnaient alors qu'en génératrice [6].

Elles engendrèrent bien des sourires face à la puissance de la vapeur. Mais leur application rapide comme moteur réversible leur valut un franc succès et, dès 1880, des trains de mines furent électrifiés et un premier ascenseur électrique fut construit. Au début du siècle, la traction électrique acquit ses lettres de noblesse, avec plusieurs vitesses record de 205 km/h [6]. Les moteurs à courant continu ont pendant longtemps été les seuls aptes à la vitesse variable à large bande passante (robotique). Ils ont donc fait l'objet de nombreuses améliorations, et beaucoup de produits commercialisés aujourd'hui n'ont rien à envier à leurs homologues sans balais [6].

Au début des années 1880, de nombreux moteurs à courants alternatifs avaient été mis au point en partant du principe de réversibilité des générateurs précédemment inventés; l'obstacle majeur résidait

dans la difficulté de leur démarrage ou dans la fragilité de leur commutateur mécanique qui s'usait très rapidement à cause des coupures inductives [7]. Ce fut en 1878, alors qu'il était étudiant à l'école polytechnique de Graz en Autriche que le Yougoslave Nikola Tesla suggéra, pour la première fois, à ses enseignants que l'on pouvait fabriquer un moteur sans aucun commutateur, ceci pendant qu'il observait une dynamo de Gramme étincelante [7] !. En 1883, alors qu'il était employé par Continental Edison (à Paris) et qu'il séjournait à Strasbourg, il construisit le "premier" prototype grossier de machine asynchrone. Parallèlement, entre 1879 et 1883 en Italie, Galileo Ferraris réalisait des expériences sur le sujet et établissait la théorie du champ tournant. Il publia la théorie du moteur asynchrone en 1888 et montra, en particulier, que le couple était proportionnel au glissement [7].

Pendant ce temps, Tesla partait aux USA pour tirer un meilleur parti de son invention. Là-bas, il rencontra Thomas Edison qui, quant à lui, était un partisan convaincu du courant continu. Aussi, il embaucha Tesla pour améliorer la commutation des MCC [7].

En 1888, Tesla déposa plusieurs brevets pour tout son système polyphasé (générateurs, transformateurs, moteurs synchrones et asynchrones...), en particulier pour un moteur asynchrone à induit en anneau. Ces brevets furent aussitôt achetés par la société Westinghouse. La même année, cette dernière acheta aussi à Ferraris sa découverte pour breveter des dispositifs la mettant à profit. Ce fut alors le début de la célèbre lutte entre Edison et Tesla au sujet du choix courant continu ou alternatif pour la production, l'utilisation et donc la consommation de l'énergie électrique. L'issue de cette polémique est bien connue aujourd'hui !. Le premier moteur asynchrone triphasé fut réalisé par l'Allemand Michael Dolivo-Dobrowolski en 1889 ; en 1893, il concevait en même temps que le Français Boucherot le moteur à double cage [7]. Malgré les avantages du courant alternatif, Edison ne s'avoua pas vaincu. Entre 1887 et 1893, il mène une campagne de désinformation pour convaincre les investisseurs, les législateurs et les clients potentiels de la supériorité du courant continu. Westinghouse et Tesla ripostent et la bataille fait rage. On l'appellera plus tard, à juste titre, la Guerre des courants [7]. Les inventions électrotechniques (ce mot n'était pas utilisé à cette époque, il n'est apparu que vers 1892 vont alors se succéder [4]. Le terme électrotechnique doit être compris dans une acception moderne signifiant : utilisation technique de l'électricité, soit en tant que support d'énergie, soit en tant que support d'information [8].

### **1.3. Construction des machines électriques**

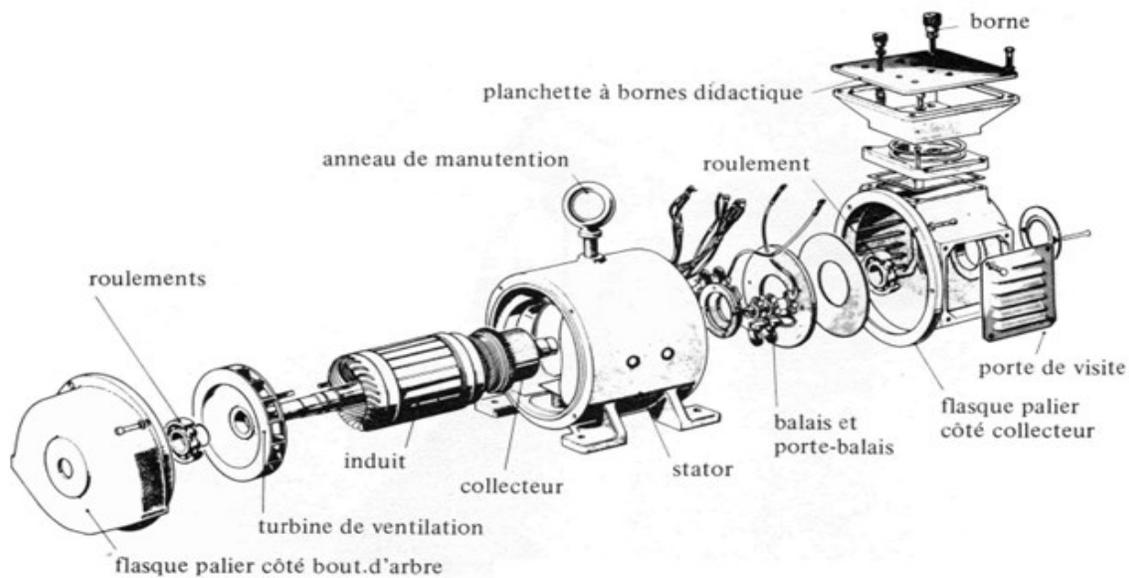
Dans cette section on présente une brève description de la construction de la MCC à collecteur et la MAS.

### 1.3.1. Machines à courant continu à collecteur

Selon le vocabulaire Electrotechnique International "une machine à collecteur à courant continu comprend un induit, un collecteur et des pôles magnétiques excités par une source de courant continu ou constitués d'aimants permanents » [9]. Elle est susceptible de fonctionner en moteur ou en génératrice.

#### 1.3.1.1. Morphologie

La MCC est constituée de deux éléments principales l'inducteur et l'induit. Il y a aussi des éléments supportant la machine comme la culasse, l'arbre, les balais et le collecteur comme on peut le voir sur la Fig. 1.4 suivante :

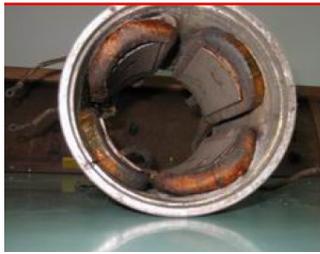


**0Fig. 1.4** Vue éclatée d'une MCC de 2,5 kW, 1500 tr/min, 220 V, à usage didactique [9].

**A. Partie fixe (stator ou inducteur) :** la machine comporte un stator composé d'un circuit magnétique comprenant une couronne annulaire massive ou feuilletée à laquelle sont fixés des pôles saillants. L'inducteur a le rôle de créer un champ magnétique fixe dans l'entrefer. Deux types d'inducteurs peuvent être distingués soit bobinés ou à aimants permanents comme montre la Fig. 1.5, dans cette partie deux types de pôles sont fixés pôles principaux (inducteur) et auxiliaires, régulièrement alternés.

- Les *pôles inducteurs* généralement feuilletés portent un ou plusieurs enroulements d'excitation alimentés en courant continu.
- Les pôles auxiliaires ou de commutation, feuilletés ou massifs disposés entre les pôles inducteurs selon les axes interpolaires dits axes neutres, portent un enroulement connecté en série avec

l'enroulement rotorique. Ils servent à compenser l'action magnétique de l'enroulement rotorique et à améliorer la commutation [9].



a. Inducteur bobiné



b. Inducteur à aimants permanents

**Fig. 1. 5** Inducteur d'une MCC

**B. Partie mobile (rotor ou induit) :** le rotor ou *induit* comporte un circuit magnétique feuilleté muni d'encoches régulièrement distribuées à la périphérie (Fig.1.6. a). Les conducteurs logés dans les encoches sont connectés en série et forment un enroulement fermé sur lui-même (Fig.1.6. b). Les balais frottant sur le collecteur assurent le passage du courant entre l'enroulement en rotation et l'excitation comme montrent les figures 1.6. (b, c, d) [9]. Outre ces éléments de base, les MCC peuvent être équipées au stator d'un enroulement de compensation agissant, du point de vue magnétique, selon l'axe neutre.



a. Induit



b. collecteur



c. balais et porte balais



d. Balais montés sur collecteur.

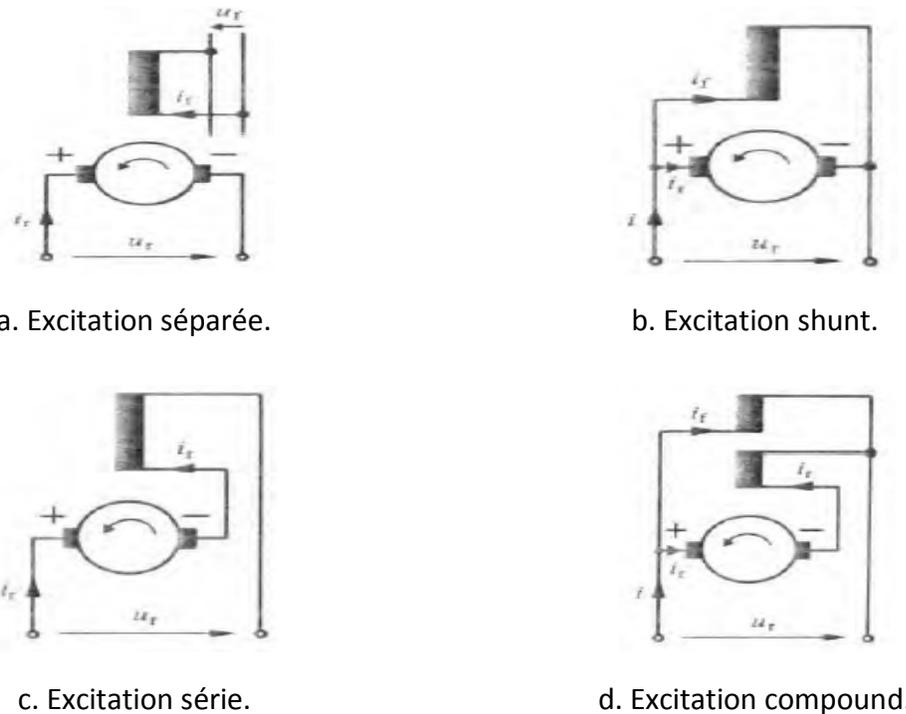
**Fig. 1. 6** Induit, balais et collecteur d'une MCC

### 1.3.1.2. Modes d'excitation

Selon le mode d'alimentation de l'enroulement inducteur, les MCC sont classées en [9]:

- *Machines à excitation séparée* lorsque l'excitation est fournie par une autre source que la machine elle-même (réseau à tension continue, batterie, machine auxiliaire) (Fig. 1. 7.a).

• *Machines auto excitées* lorsqu'elles produisent elles-mêmes leur excitation. Les machines auto-excitées se différencient selon la façon dont l'enroulement inducteur est connecté à celui de l'induit:



**Fig. 1. 7** Modes d'excitation d'une MCC [9]

• *Les machines à excitation en dérivation ou excitation shunt* sont munies d'un enroulement à grand nombre de spires de faible section connecté en parallèle avec l'induit (Fig. 1. 7.b) et parcouru par le courant d'excitation  $i_f$  ; les machines à excitation série sont équipées d'un enroulement à faible nombre de spires de forte section connecté en série avec l'induit (Fig. 1. 7.c) et parcouru par un courant d'excitation égal au courant d'induit  $i_f$ .

• *Les machines à excitation composée ou excitation compound* comportent deux enroulements inducteurs, l'un en parallèle avec l'induit (enroulement shunt), l'autre en série avec l'induit (enroulement série) (Fig. 1. 7.d) ; selon que la solénoïde de l'enroulement série est de signe identique ou opposé à celui de l'enroulement shunt, le compoundage est dit additif ou soustractif.

### 1.3.2. Machines asynchrones

La MAS qui fait actuellement l'objet d'un intérêt accru dans plusieurs recherches, ceci étant dû essentiellement à sa fiabilité, son coût relativement faible, sa robustesse, sa simplicité de construction, l'absence de collecteurs et sa puissance massique élevée. Grâce à ces avantages, la MAS occupe

m0aintenant une place très importante dans le domaine des entraînements à vitesse variable et dans le domaine de la production privée d'énergie électrique, partout, dans le monde. De plus, l'évolution de l'électronique de puissance a permis, plus que jamais, l'élargissement de ces domaines d'utilisation [10]. Dans cette section, on présentera des généralités sur la construction de moteur asynchrone triphasés. Le fonctionnement d'une MAS est basé sur le principe de l'interaction électromagnétique du champ tournant, créé par le courant triphasé fourni à l'enroulement statorique par le réseau et des courants induits dans l'enroulement rotorique lorsque les conducteurs de ce dernier sont coupés par le champ tournant. De cette façon le fonctionnement d'une machine asynchrone est analogue à celui d'un transformateur : le stator étant comparable à l'enroulement primaire et le rotor à l'enroulement secondaire qui, peut tourner à une vitesse inférieure à la vitesse du champ tournant [11], les différentes parties de la MAS sont présentés par la Fig.1.8.

### 1.3.2.1. Construction de moteurs asynchrones triphasés

Deux composantes principales constituent le moteur asynchrone, souvent appelé moteur asynchrone. Elles sont faites de tôles d'acier au silicium et comportent des encoches dans lesquelles on place les enroulements. L'une des composantes, appelée le stator, est fixe ; on y trouve les enroulements reliés à la source. L'autre composant nommé le rotor, est monté sur un axe et libre de tourner. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieur ou sont fermé sur eux-mêmes en permanence, on reconnaît deux types de rotor; le rotor bobiné et le rotor à cage d'écureuil comme montre la Fig. 1. 10 [12].

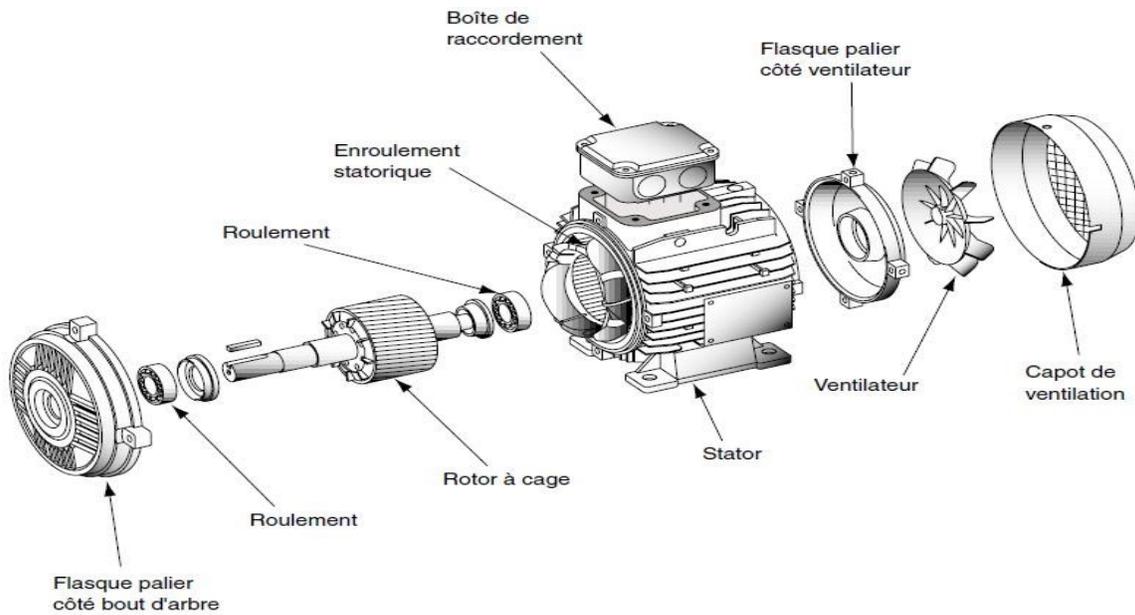


Fig. 1. 8 Moteur asynchrone à cage [13].

### A. Stator

Le stator de la MAS est constitué de tôles d'acier dans lesquelles sont placés les bobinages statoriques. Ces tôles sont pour les petites machines, découpées en une seule pièce alors qu'elles sont pour les machines de puissance plus importante, découpées par sections. Elles sont habituellement recouvertes de vernis pour limiter l'effet des courants de Foucault. Au final, elles sont assemblées les unes aux autres à l'aide de boulons ou de soudures pour former le circuit magnétique statorique. Une fois cette étape d'assemblage terminée, les enroulements statoriques sont placés dans les encoches prévues à cet effet. Ces enroulements peuvent être insérés de manière imbriqués, ondulés ou encore concentriques [14]. L'enroulement concentrique est très souvent utilisé lorsque le bobinage de la MAS est effectué mécaniquement. Pour les grosses machines, les enroulements sont faits de méplats de cuivre de différentes sections insérés directement dans les encoches. L'isolation entre les enroulements électriques et les tôles d'acier s'effectue à l'aide de matériaux isolants qui peuvent être de différents types suivant l'utilisation de la MAS. Le stator d'une MAS est aussi pourvu d'une boîte à bornes à laquelle est reliée l'alimentation électrique [14], la Fig. 1. 9 représente la constitution du stator d'une MAS.

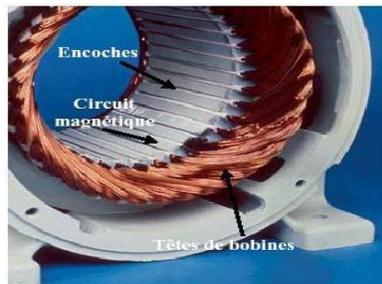


Fig. 1. 9 Stator d'une MAS

### B. Rotor

Le rotor est fait, comme le stator, de tôles empilées et habituellement du même matériau. Dans les petits moteurs, les tôles sont découpées en une seule pièce et assemblé sur un arbre. Dans de plus gros moteurs, chaque lamination est constituée de plusieurs sections et monté sur un moyeu [12].



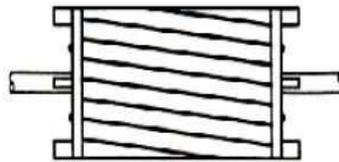
a. Rotor bobiné



b. Rotor à barre (à cage)

Fig. 1. 10 Types de rotor des machines asynchrones

Pour les rotors du type bobiné (Fig. 1. 10.a), les enroulements et leurs différents aspects sont semblables à ceux du stator. Ils présentent toutefois la particularité d'être connectés à des bagues sur lesquelles frottent des balais qui rendent le circuit du rotor accessible de l'extérieur. Dans le cas des rotors à cage d'écureuil (Fig. 1. 10.b), les encoches sont habituellement du type semi-ouvert, mais on utilise parfois des encoches fermées. Les enroulements sont constitués de barres court-circuitées par un anneau terminal placé à chaque extrémité du rotor. Les barres des gros moteurs sont généralement en cuivre ou, à l'occasion, en laiton. Par contre, les barres des petits moteurs sont en aluminium ; on utilise de plus en plus le coulage d'aluminium pour des moteurs de plusieurs dizaines et même de quelques centaines de kilowatts. L'aluminium coulé permet de fabriquer les anneaux terminaux en même temps que les barres qui épousent la forme de l'encoche, qui peut être tout à fait quelconque. Puisque la tension induite dans les barres du rotor est faible, aucune isolation n'est requise entre les barres et les dents. Pour former le rotor, on empile généralement les laminations de façon que les conducteurs soient obliques par rapport à l'axe du moteur (Fig. 1. 11). Cette disposition a pour effet de réduire considérablement le bruit et les sous-harmoniques durant l'accélération et de donner un démarrage et une accélération plus uniforme, en plus d'éviter l'accrochage et les oscillations à faible charge [12].

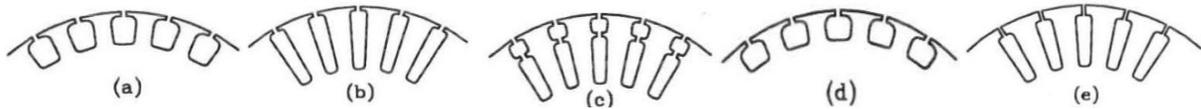


**Fig. 1. 11** Rotor avec conducteur obliques

### 1.3.2.2. Classification des moteurs à cage d'écureuil

La NEMA (National Electrical Manufacturers Association) classe les moteurs à cage d'écureuil à cinq types (Fig.1. 12), cette classification se base sur la variation de la résistance et de la réactance des enroulements du rotor. Plus cette résistance est grande, plus le courant de démarrage est petit et meilleur est le couple de démarrage, jusqu'à une certaine limite, bien entendu [12]:

- Classe A : Moteurs à couple normal et à courant de démarrage normal.
- Classe B : Moteurs à couple normal et à faible courant de démarrage.
- Classe C : Moteurs à fort couple et à faible courant de démarrage.
- Classe D : Moteurs à fort glissement.
- Classe F : Moteurs à faible couple et à faible courant de démarrage.



**Fig. 1. 12** Formes d'encoches pour diverses classes de moteurs:

## 1.4. Pertes dans les machines électriques tournantes

### 1.4.1. Pertes dans le circuit électrique

Les pertes par effet Joule se situent au niveau des conducteurs. Les pertes normales sont proportionnelles à la résistance  $R$  et au carré de l'intensité  $I$ . Cette résistance dépend de la température et de la répartition de l'intensité dans le conducteur. A ces pertes classiques, viennent s'ajouter des pertes supplémentaires [15].

#### 1.4.1.1. Pertes normales en basses fréquences

Tout conducteur de résistance  $R$  parcouru par un courant électrique de valeur efficace  $I$  est l'objet de pertes par effet Joule qui valent [16] :

$$P_j = RI^2 \quad (1.1)$$

La densité de courant dans la section d'un conducteur est uniformément distribuée si un courant continu ou alternatif de valeur efficace  $I$  le traverse. Selon la loi d'Ohm, la résistance du conducteur est égale à la valeur de la tension entre ces deux bornes divisées par la valeur du courant  $I$ . Le passage de ce courant dans les  $m$  phases de la machine constitue le siège des pertes par effet Joule qui valent [2] :

$$P_j = m.R_{ph}.I^2 \quad (1.2)$$

Elles représentent les pertes moyennes compte tenu des constantes de temps électriques et thermiques. Dans le cas des machines triphasées, les pertes sont généralement équitablement réparties dans les phases ce qui peut se vérifier expérimentalement [16]. Ces pertes sont exprimées en Watt (W), et sont considérées non-linéaires et varient en fonction de la température. Cette variation est due à l'augmentation de la résistance électrique  $R_{ph}$  avec l'augmentation de la température  $T$ . La relation entre ces deux quantités est définie par la formule suivante [2]:

$$R_{ph} = R_0 \cdot (1 + \alpha \cdot (T - T_0)) \quad (1.3)$$

Avec :  $R_0$  la résistance électrique à une température de référence  $T_0$ , et  $\alpha$  le coefficient caractéristique du matériau, la référence [9] donne une démonstration de cette formule. Il existe des pertes Joule supplémentaires dues au champ principal dans l'encoche (Field effet, etc...). Plusieurs flux apparaissent dans une encoche : le flux principal (entre le pôle et les parois de l'encoche) et les

flux de fuite d'encoches (entre les parois de l'encoches / entre le fond et les parois de l'encoche). La présence de ces flux modifie la distribution résultante de la densité de courant (en grandeur et en phase) et provoquent une augmentation de la résistance du conducteur et donc des pertes dissipées dans celui-ci. Ces pertes supplémentaires dépendent de la forme et de la taille du conducteur ainsi que de la variation de l'intensité du champ dans l'espace de l'encoche [15]. Des pertes supplémentaires apparaissent de la même manière aux niveaux des têtes de bobine lorsque le courant n'est pas réparti uniformément dans la section du conducteur. Les flux de fuite sont alors beaucoup plus complexes et difficiles à évaluer [15].

Certaines pertes supplémentaires sont liées aux harmoniques d'espace dues aux discontinuités géométriques des machines. La force magnétomotrice diffère d'une sinusoïdale de part le nombre fini de phases et le nombre fini d'encoches par phase. Cet écart d'allure engendre un flux différentiel de phase qui crée des pertes supplémentaires pouvant être non négligeables pour des rotors à cage. Cela génère également un flux différentiel d'encoche (appelé aussi zigzag).

L'inclinaison des encoches et le contact entre les barres et la tôle peuvent avoir un effet important sur les pertes, notamment à travers la création de courants inter-barres [15].

#### 1.4.1.2. Pertes normales en hautes fréquences

La résistance électrique dépend aussi de la répartition de la densité de courant dans le conducteur. En effet, la densité de courant n'est uniformément répartie sur la section du conducteur qu'en basse fréquence. Lorsque le courant qui traverse les conducteurs du bobinage est sinusoïdal à fréquence élevée, la densité de courant dans la section de ces conducteurs n'est plus uniforme [2,15-16]. Ce phénomène est lié à l'apparition de deux effets : l'effet de peau et l'effet de proximité [2].

L'effet de peau est dû à l'action du flux magnétique propre à l'intérieur du conducteur qui rejette le courant vers sa périphérie [2, 15-16], ce qui a pour conséquence de concentrer le courant sur sa périphérie. La résistance augmente alors puisque la surface du passage du courant est réduite à celle d'une couronne. Cette épaisseur est donnée par la relation [16]:

$$\delta = \sqrt{\frac{\rho}{\pi\mu f}} \quad (1.4)$$

Avec  $\rho$  la résistivité électrique du conducteur,  $\mu$  la perméabilité du conducteur qui correspond à celle du vide (conducteurs non magnétiques habituellement) et  $f$  la fréquence des courants. Alors que l'effet de proximité caractérise l'influence des conducteurs adjacents sur la distribution de la densité de courant dans un conducteur. Ces deux effets induisent l'augmentation de la résistance par phase, et par conséquent, les pertes par effet Joule [2].

### 1.4.2. Pertes Fer

Les pertes fer se situent dans les parties magnétiques du moteur. On distingue deux composantes principales : les pertes par hystérésis et les pertes par courant de Foucault. Ces deux types de pertes apparaissent dans les différentes parties du circuit magnétique et n'y sont pas réparties uniformément [15].

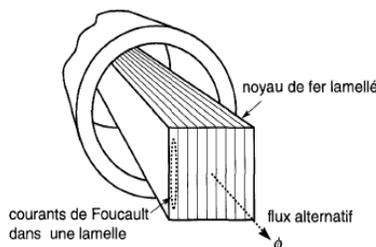
Les pertes par hystérésis apparaissent sous l'effet de variations temporelles du champ magnétique, entraînant la modification de l'organisation en domaine de Weiss de la matière. Les pertes engendrées sont proportionnelles à l'aire du cycle d'hystérésis, au nombre de cycles d'aimantation et sont indépendantes de l'épaisseur de la tôle. Pour un volume  $V$  d'un matériau soumis au champ  $H$  et à l'induction  $B$  sur une période  $\tau$ , les pertes par hystérésis peuvent se mettre sous la forme [16]:

$$P_{hyst} = \int_V \left( \frac{1}{\tau} \int H \cdot dB \right) dV \quad (1.5)$$

Les pertes par courant de Foucault sont dues à la création de forces électromagnétiques induites dans le fer due à l'aimantation cyclique alternative. Ces forces donnent naissance à des courants qui se forment dans la masse du fer dans des plans normaux à la direction du flux. Afin de minimiser ces pertes dans les tôles, on choisit des tôles minces, isolées les unes des autres (généralement par un traitement surfacique) dont les plans sont disposés parallèlement aux lignes d'induction (Fig. 1.13) [15]. Les pertes par courants de Foucault se calculent de la manière suivante [16]:

$$P_{cf} = \frac{1}{\tau} \int_0^\tau \int_V p J^2 dV dt \quad (1.6)$$

Avec  $p$  la densité locale de courant et  $J$  résistivité électrique



**Fig. 1. 13** Noyau de fer composé de tôles minces diminue beaucoup les pertes par courants de Foucault [1]

A ces deux types de pertes viennent s'ajouter des pertes fer supplémentaires d'origines diverses [15, 16], certaines pertes fer supplémentaires sont constatées expérimentalement [16-18], pour plus des détails voir [15, 18]. La formulation classique pour le calcul des pertes fer massiques dans les machines électriques pour une induction alternative sinusoïdale (équation de Steinmetz) est la suivante [19] :

$$P_{fer} (w / kg) = K B_m^\alpha f^\beta \quad 1 \leq \alpha \leq 2 \text{ et } 1 \leq \beta \leq 2 \quad (1.7)$$

Où :  $B_m$  valeur crête de l'induction [Tesla] et  $K$  coefficient dépend du matériau.

Une autre formulation séparant les deux types de pertes (les pertes par hystérésis et les pertes par courants de Foucault) est donnée par [19]:

$$P_{fer} (w / kg) = (K_{h1} B_m + K_{h2} B_m^2) f + K_f B_m^2 f^2 \quad (1.8)$$

Où :  $k_{h1}$  et  $k_{h2}$  sont les coefficients des pertes par hystérésis et  $k_f$  c'est un paramètre des pertes par courant de Foucault.

Quelques chercheurs s'intéressent à montrer le modèle de base d'évaluation des pertes fer pour tout type d'évolution d'induction, que ça soit sinusoïdale ou non-sinusoïdale. Ce modèle est basé sur la séparation des pertes fer selon chaque phénomène créé dans le circuit magnétique. Une formulation générale dans le cas d'une induction sinusoïdale est donnée par l'équation (1.9). Les termes de cette formule décrivent respectivement les pertes par hystérésis, par courant de Foucault et des pertes additionnelles sous le terme des pertes par excès [2].

$$P_{fer} = K_h \cdot f \cdot B_m^{\alpha_m} + \frac{(\pi \cdot d)^2}{6 \cdot \rho_t \cdot m_v} (f \cdot B_m)^2 + K_{exc} \cdot (f \cdot B_m)^{3/2} \quad (1.9)$$

Où  $k_h$  et  $k_{exc}$  sont les coefficients des pertes par hystérésis et par excès, respectivement. Ces coefficients, ainsi que  $\alpha_m$  sont déterminés grâce à données constructrices. Les caractéristiques des tôles sont données par  $d$ ,  $\rho_t$  et  $m_v$ , respectivement son épaisseur, sa résistivité et sa masse volumique. En effet, l'utilisation de ce modèle considère une induction sinusoïdale, or lorsque la machine fonctionne dans des régimes de défluxage par exemple, ces inductions deviennent fortement non sinusoïdales. Dans ce cas, l'utilisation du modèle précédent peut induire des erreurs d'évaluation de ces pertes. Une formulation plus générale est alors présentée sous la forme suivante [2]:

$$P_{fer} = K_h \cdot f \cdot \hat{B}^\alpha + \frac{d^2}{12 \cdot \rho_t \cdot m_v} \cdot \int_0^T \left( \frac{\delta B}{\delta t} \right)^2 \cdot dt + K_{exc} \cdot \frac{1}{T} \cdot \int_0^T \left| \frac{\delta B}{\delta t} \right|^2 \cdot dt \quad (1.10)$$

Dans ce cas, l'induction magnétique  $B$  n'est plus sinusoïdale. L'évaluation de ces pertes peut être réalisée en estimant chaque terme de l'équation (1.10) à travers plusieurs approches. D'autres approches peuvent également passer par les méthodes d'identification ou d'expérimentation [2].

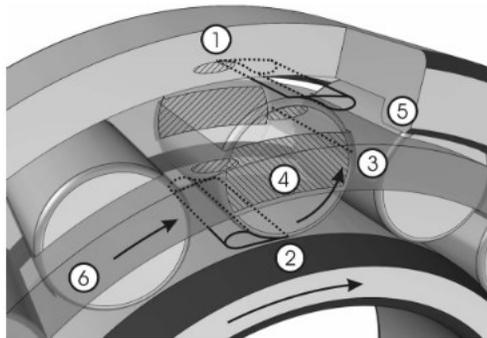
### 1.4.3. Pertes mécaniques

Ce sont les pertes qui sont issues des frottements dus à la rotation des parties tournantes de la machine : frottement entre solides et frottement entre solides et fluide. Elles correspondent respectivement aux dissipations dans les roulements et aux dissipations visqueuses dans la machine [20].

### 1.4.3.1. Pertes par frottement dans les roulements

Les roulements constituent le siège des pertes de puissance sous forme de chaleur par la présence des frottements dans ses différentes zones. Ces pertes peuvent provenir de plusieurs origines comme indiquée sur la Fig. 1. 14 [2]:

- Frottements entre les corps roulants et les bagues (points 1,2 et 5).
- Frottements entre les corps roulants et la cage (points 4 et 6).
- Frottements entre la cage et les bagues.
- Frottement visqueux dû au mouvement du lubrifiant.
- Frottement du joint d'étanchéité.



**Fig. 1. 14** Localisation des sources de pertes dans les roulements [2].

Ces pertes dépendent de plusieurs facteurs tels que le type du roulement, l'intensité et la direction de la charge, la vitesse de rotation, les caractéristiques des lubrifiants et autres facteurs [2, 20]. Elles sont accessibles par mesures et peuvent être estimées par la formule 1.11, où  $k_{fr}$  est le coefficient de frottement du roulement,  $F_d$  est la charge dynamique du roulement,  $\omega$  la vitesse angulaire de rotation et  $d_{roulement}$  est le diamètre interne du roulement [20]:

$$P_{roulement} = 0,5 k_{fr} \omega F_d d_{roulement} \quad (1.11)$$

### 1.4.3.2. Pertes par frottement des molécules d'air

Ces pertes sont également appelées pertes aérauliques. Elles sont dues aux frottements des molécules d'un fluide avec la surface qui entraîne leur mouvement. Ce phénomène existe dans différentes zones de la machine, en particulier dans l'entrefer et dans les cavités. En effet, ces pertes augmentent significativement avec l'augmentation de la vitesse de la machine [2].

Ces pertes peuvent être calculées d'une manière analytique selon la zone où elles sont produites. Les expressions analytiques dans ce cas dépendent d'un coefficient de frottement, de la géométrie de la zone et des propriétés thermo physiques du fluide. Les pertes aérauliques peuvent être évaluées également d'une manière numérique par la méthode CFD (Computational Field Dynamics) [2].

#### 1.4.4. Pertes additionnelles

Dans la machine électrique, il existe plusieurs sources de chaleur qui peuvent être considérées négligeables dans le bilan total des pertes. Cependant, elles peuvent être regroupées ensemble sous le nom des pertes additionnelles. Celles-ci tiennent compte des pertes mineures dans le circuit électrique et le circuit magnétique, le tableau 1.1 récapitule le pourcentage des pertes additionnelles par rapport à la puissance d'entrée pour certaines topologies de machines électriques [2].

**Tableau 1. 1** Pourcentage des pertes additionnelles par rapport à la puissance d'entrée dans certaines machines électriques [2].

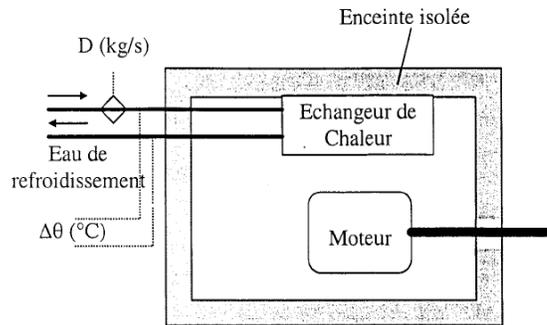
Topologie de la machine	Pertes additionnelles (%)
Machine asynchrone à cage d'écureuil	0,30 – 2,0%
Machine asynchrone à bagues	0,5%
Machine synchrone à pôles saillants	0,05 – 0,15%
Machine synchrone à pôles lisses	0,05 – 0,15%
Machine à courant continu	0,5 – 1%

#### 1.4.5. Méthode thermique de détermination des pertes

La méthode thermique de détermination des pertes est utilisée lorsque les méthodes classiques ne conduisent pas à une précision suffisante en raison des formes d'ondes et des bandes passantes des appareils de mesure. Pour déterminer les pertes dans une machine électrique, il est normalement nécessaire de recourir à une infrastructure complexe qui consiste à placer cette machine dans une enceinte isolée et mesurer l'énergie calorifique évacuée par le système de refroidissement. Le schéma d'une telle réalisation est présentée sur la Fig. 1.4. Cette méthode, dite aussi méthode calorimétrique, est très lente et présente des difficultés liées à l'existence de pertes de chaleur aux parois de l'enceinte (qui emmagasinent de l'énergie calorifique) et au contact arbre-parois (défaut d'isolement). [21]. La puissance calorifique qui représente les pertes totales de la machine est calculée à partir de la relation suivante :

$$P_{cal} = C_p D \Delta\theta \quad (1.12)$$

Où  $P_{cal}$  représente la puissance calorifique,  $C_p$  est la capacité calorifique de l'eau de refroidissement,  $D$  est le débit massique d'eau,  $\Delta\theta$  est la différence de température entre l'entrée et la sortie de l'échangeur.



**Fig. 1. 15** Dispositif de mesure calorimétrique [21]

Outre l'intérêt qu'elles présentent pour déterminer la carte des températures dans une machine électrique, les maquettes expérimentales à base de capteurs thermiques (thermocouples ou thermistances) peuvent aussi servir à déterminer les pertes. La solution consiste à utiliser la pente à l'origine de la caractéristique de la température en fonction du temps lors du refroidissement. Cette méthode, 'température time technique', présente certaines difficultés de mesure car la vitesse de rotation de la machine doit être maintenue après coupure de l'alimentation (afin de garder les mêmes conditions de refroidissement). La densité volumique des pertes  $W_v$  est déduite de la relation suivante :

$$W_v = -C_p \left( \frac{d\theta}{dt} \right)_{t \rightarrow 0} \quad (1.13)$$

Smail dans [21] a appliqué cette méthode pour déterminer les pertes dans le fer statorique d'un moteur asynchrone à cage de 4 kW pour des alimentations sinusoïdale et non sinusoïdale.

#### 1.4.6. Variation des pertes en fonction de la charge

De façon générale, les pertes dans une machine sont composées de pertes constantes et de pertes variables qui augmentent avec la charge. Puisque ces pertes se transforment en chaleur, il en résulte une élévation de température. Cette élévation de température par rapport à la température ambiante est appelée échauffement [1].

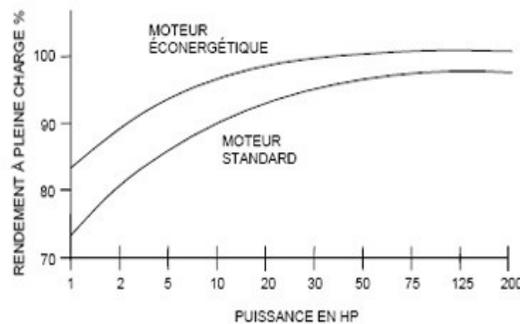
Un moteur à CC tournant à vide ne développe évidemment aucune puissance utile. Il faut cependant lui fournir une certaine puissance si l'on veut qu'il continue à tourner. Cette puissance est absorbée par le frottement mécanique, la ventilation, les pertes dans le fer et les pertes dans le cuivre de l'enroulement shunt. Les pertes dans le cuivre de l'induit, de l'inducteur série et de l'enroulement de commutation sont minimales car le courant à vide est très faible par rapport au courant nominal. Quand la machine est chargée (mécaniquement, si c'est un moteur, et électriquement, si c'est une génératrice) le courant augmente dans l'induit, dans l'inducteur série et dans les bobines de commutation. Les pertes

par effet Joule dans ces enroulements augmentent donc. Par contre, les pertes dans le fer et les pertes mécaniques demeurent sensiblement les mêmes qu'à vide, à moins que la vitesse ne change de façon appréciable [1].

#### 1.4.7. Réduction des pertes d'un moteur

Il est possible de minimiser les pertes par échauffement  $RI^2$  dans le stator et le rotor en abaissant la résistance de leurs enroulements respectifs. Pour y parvenir, on augmente la section des conducteurs, on utilise des matériaux de conductivité plus élevée, ou on combine les deux.

Les pertes dans le fer sont réduites en employant de l'acier de haute qualité pour les tôles des circuits magnétiques, ce qui est généralement obtenu en augmentant la teneur en silicium de l'acier. Des tôles moins épaisses amènent une réduction des pertes par courant de Foucault dans le circuit magnétique. En augmentant la section du stator et du rotor, on réduit la densité des flux magnétiques et, en conséquence, les pertes par hystérésis.



**Fig. 1.16** Rendements types des moteurs standard et des moteurs éconergétiques [22].

Les pertes par frottement sont diminuées par l'emploi de paliers plus petits ou de meilleure qualité. Les pertes de ventilation peuvent être réduites en employant des ventilateurs plus petits. De toute façon, les moteurs écoénergétiques fonctionnent à des températures plus basses que les moteurs classiques. Les moteurs écoénergétiques types ont un rendement de 1,5 % à 8 % supérieur à celui des moteurs classiques équivalents, avec un gain en rendement atteignant 12 % dans la gamme de 1 HP [11], plus d'informations sont disponibles dans [22].

### 1.5. Services de fonctionnements

La Commission Electrotechnique Internationale (CEI) est une organisation mondiale de normalisation. La CEI a pour objet de favoriser la coopération internationale pour toutes les questions de normalisation dans les domaines de l'électricité et de l'électronique. Les services types qui sera présenté par la suite est un extrait de la norme 60034-1 publié par CEI ' machines électriques tournantes –partie 1: caractéristiques assignées et caractéristiques de fonctionnement'. Cette partie est

applicable à toutes les machines électriques tournantes à l'exception de celles qui font l'objet d'autres normes de la CEI, par exemple la CEI 60349 [23].

Les termes utilisés dans les spécifications des services-types ont la signification suivante :

**Equilibre thermique** : Etat atteint quand les températures observées des diverses parties de la machine ne varient pas de plus de 2°C par heure.

**Repos** : Suppression complète de tout mouvement et de toute alimentation électrique ou mécanique.

**-Fonctionnement à vide** : Etat obtenu après suppression de la charge.

• NOTE : Sauf indication contraire on considère le fonctionnement à vide sous la tension nominale.

**-Facteur de marche** : Dans certains services-types, rapport entre le temps de fonctionnement en régime, y compris le démarrage et le freinage électrique, et la durée d'un cycle.

$t_d$  (s) : temps de démarrage avec un moteur de puissance  $P_n$

$n$  : nombre de démarrages équivalents par heure :

$n = n_D + 3.n_F + 0,5.n_i$  (moteur à cage)

$n = n_D + 0,8.n_F + 0,25.n_i$  (moteur à bagues)

$n_D$  : nombre de démarrages dans l'heure

$n_F$  : nombre de freinages électriques dans l'heure

$n_i$  : nombre d'impulsions (démarrage incomplet jusqu'à 1/3 de la vitesse finale) dans l'heure

**Fdm (%)** : facteur de marche = durée de fonctionnement à  $P_u$  / durée totale du cycle

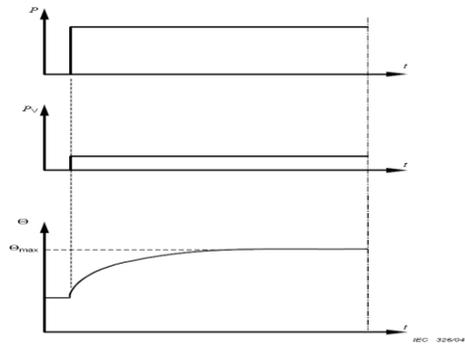
$I_d / I_n$  : appel de courant avec un moteur de puissance  $P_n$

**$P_u$**  : puissance utile du moteur pendant le cycle d'utilisation hors démarrage.

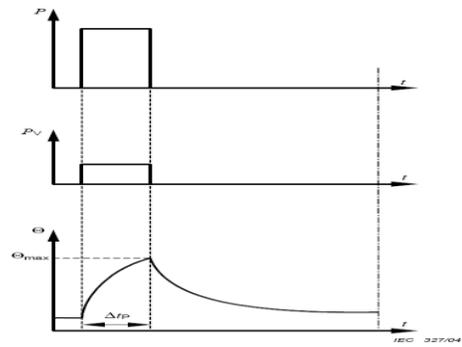
**$P_n$**  : puissance nominale du moteur.

### 1.5.1. Service type S1 – Service continu

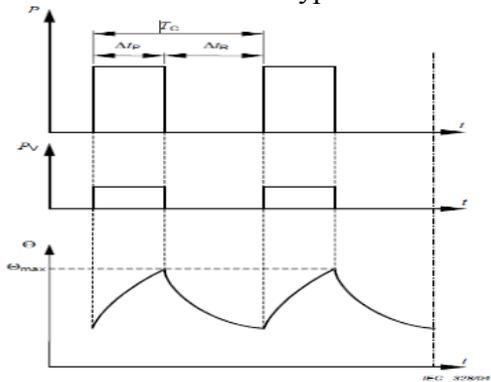
Fonctionnement à charge constante maintenue pendant une durée suffisante pour que la machine atteigne l'équilibre thermique. L'abréviation appropriée est S1.  $Fdm = 1$ ,  $n \leq 6$



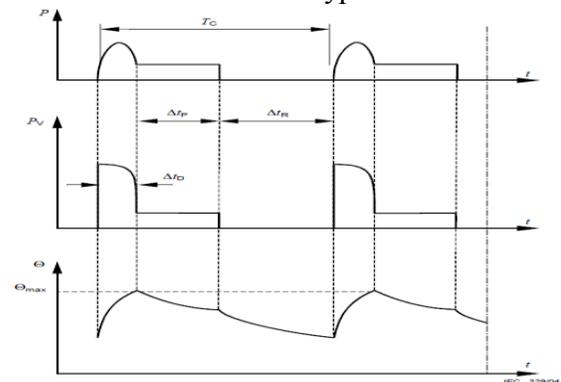
a. Service type S1



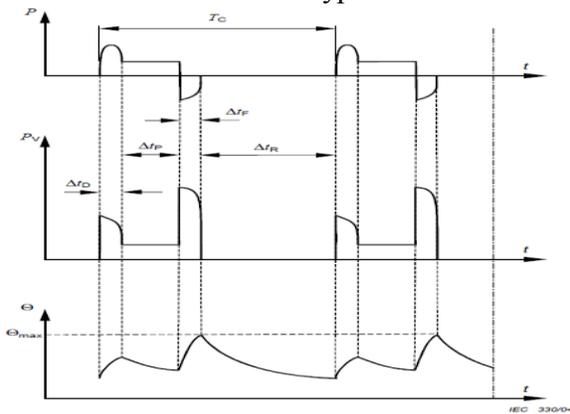
b. Service type S2



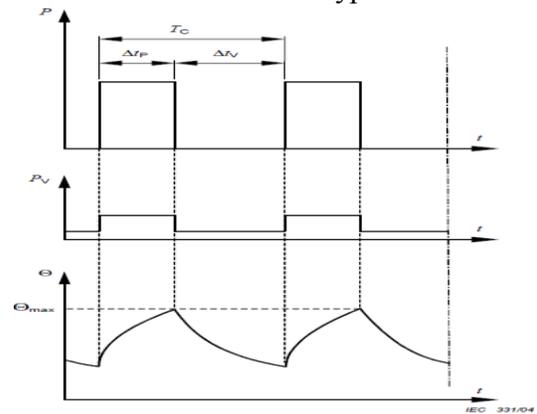
c. Service type S3



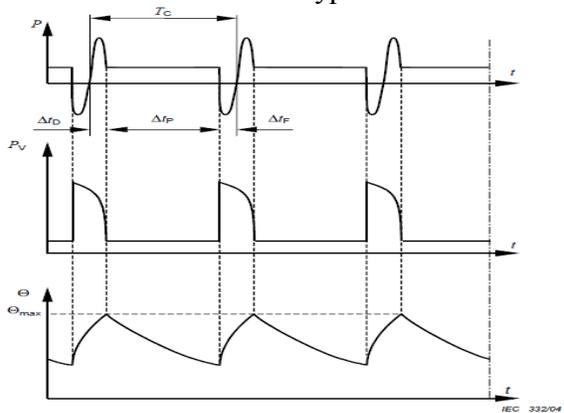
d. Service type S4



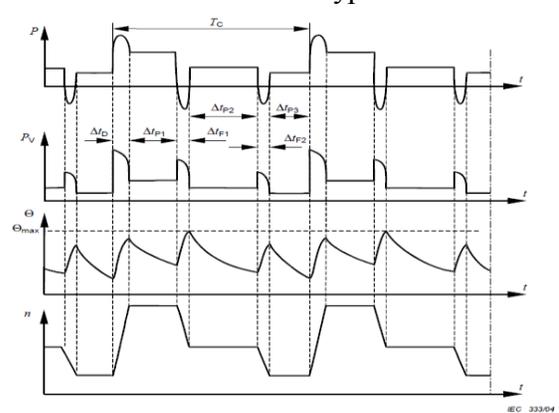
e. Service type S5



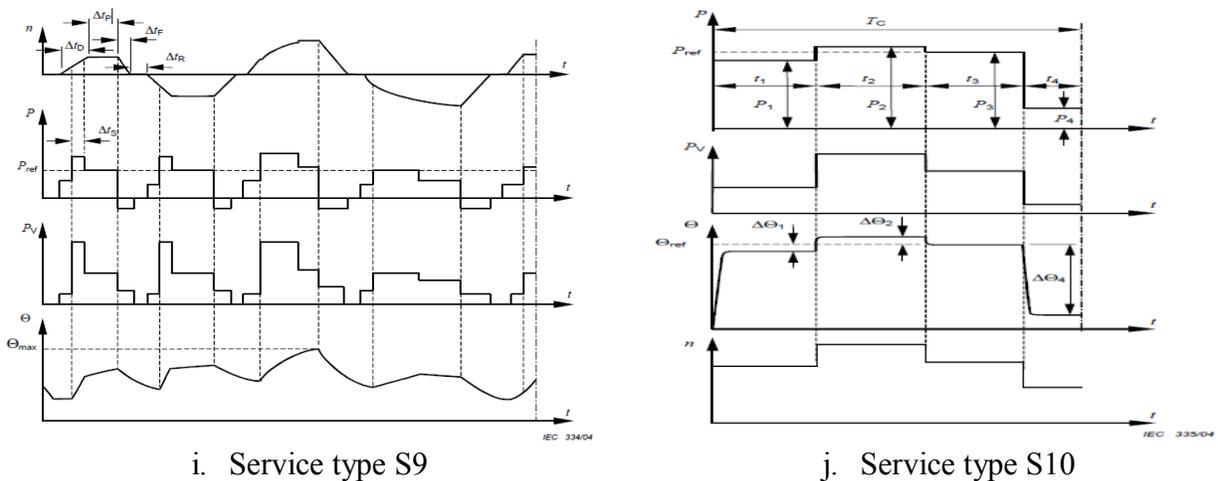
f. Service type S6



g. Service type S7



h. Service type S8



i. Service type S9

j. Service type S10

Fig. 1. 17 Services de fonctionnement

### 1.5.2. Service type S2 – Service temporaire

Fonctionnement à charge constante pendant un temps déterminé, moindre que celui requis pour atteindre l'équilibre thermique, suivi d'un temps de repos d'une durée suffisante pour rétablir à 20°C près l'égalité de température entre la machine et le fluide de refroidissement. L'abréviation appropriée est S2, suivie de la valeur de la durée du service. F<sub>dm</sub> selon CdC, n = 1

### 1.5.3. Service type S3 – Service intermittent périodique

Suite de cycles de service identiques comprenant chacun un temps de fonctionnement à charge constante et un temps de repos R et non alimenté. Dans ce service, le cycle est tel que le courant de démarrage n'affecte pas l'échauffement de façon significative. L'abréviation appropriée est S3, suivie de la valeur du facteur de marche. F<sub>dm</sub> = N / (N + R), n = 0

### 1.5.4. Service type S4 – Service intermittent périodique à démarrage

Suite de cycles de service identiques comprenant chacun un temps non négligeable de démarrage, un temps de fonctionnement à charge constante et un temps de repos et non alimenté. L'abréviation appropriée est S4, suivie des valeurs du facteur de charge, du moment d'inertie du moteur ( $J_M$ ) et du moment d'inertie de la charge ( $J_{ext}$ ), tous deux rapportés à l'arbre du moteur.

### 1.5.5. Service type S5 – Service intermittent périodique à freinage électrique

Suite de cycles de service identiques comprenant chacun un temps de démarrage, un temps de fonctionnement à charge constante, un temps de freinage électrique et un temps de repos et non alimenté. L'abréviation appropriée est S5, suivie des valeurs du facteur de marche, du moment d'inertie du moteur ( $J_M$ ) et du moment d'inertie de la charge ( $J_{ext}$ ), tous deux rapportés à l'arbre du moteur. F<sub>dm</sub> = (N+D+F) / (N+D+F+R), n selon CdC, remplacer n par 4n dans la formule.

### 1.5.6. Service type S6 – Service ininterrompu périodique

Suite de cycles de service identiques comprenant chacun un temps de fonctionnement à charge constante et un temps de fonctionnement à vide. Il n'y a pas de temps de repos et non alimenté. L'abréviation appropriée est S6, suivie de la valeur du facteur de marche.  $F_{dm} = N/(N+V)$ ,  $n = 0$

#### **1.5.7. Service type S7 – Service ininterrompu périodique à freinage électrique**

Suite de cycles de service identiques comprenant chacun un temps de démarrage, un temps de fonctionnement à charge constante et un temps de freinage électrique. Il n'y a pas de temps de repos et non alimenté. L'abréviation appropriée est S7 suivie des valeurs du moment d'inertie du moteur ( $J_M$ ) et du moment d'inertie de la charge ( $J_{ext}$ ), tous deux rapportés à l'arbre du moteur.  $F_{dm} = 1$ ,  $n$  selon CdC ; remplacer  $n$  par  $4n$  dans la formule

#### **1.5.8. Service type S8 – Service ininterrompu périodique à changements liés de charge et de vitesse**

Suite de cycles de service identiques comprenant chacun un temps de fonctionnement à charge constante correspondant à une vitesse de rotation prédéterminée, suivie d'un ou plusieurs temps de fonctionnement à d'autres charges constantes correspondant à différentes vitesses de rotation (réalisées par exemple par changement du nombre de pôles dans le cas des moteurs asynchrone).

Il n'y a pas de temps de repos. L'abréviation appropriée est S8 suivie des valeurs du moment d'inertie du moteur ( $J_M$ ) et du moment d'inertie de la charge ( $J_{ext}$ ), tous deux rapportés à l'arbre du moteur, de même que de la charge, de la vitesse et du facteur de marche pour chacun des régimes caractérisés par une vitesse.  $F_{dm} = 1$ ,  $n$  selon CdC ; remplacer  $n$  par  $4n$  dans la formule

#### **1.5.9. Service type S9 – Service à variations non périodiques de charge et de vitesse**

Service dans lequel généralement la charge et la vitesse ont une variation non périodique dans la plage de fonctionnement admissible. Ce service inclut fréquemment des surcharges appliquées qui peuvent être largement supérieures à la charge de référence. L'abréviation appropriée est S9. Pour ce type de service, une charge constante, judicieusement choisie et basée sur le service de type S1, est prise comme valeur de référence pour la notion de surcharge.

$F_{dm} = 1$ ,  $n$  selon CdC ; remplacer  $n$  par  $4n$  dans la formule. Calcul de P pour régime intermittent.

#### **1.5.10. Service type S10 – Service à régimes constants distincts**

Service comprenant aux plus quatre valeurs distinctes de charges (ou charges équivalentes), chaque valeur étant appliquée pendant une durée suffisante pour que la machine atteigne l'équilibre thermique. L'abréviation appropriée est S10. La charge minimale pendant un cycle de charge peut avoir la valeur zéro (fonctionnement à vide ou temps de repos).  $F_{dm} = 1$ ,  $n$  selon CdC ; remplacer  $n$  par  $4n$  dans la formule.

## 1.6. Lois générales de transmission de chaleur

L'évacuation des différentes sources de chaleur dans une machine électrique s'effectue grâce aux trois modes de transfert (Fig.1.18) :

- Le transfert de chaleur par conduction dans la structure de la machine.
- Le transfert de chaleur par rayonnement entre chacune des parois de la structure et l'environnement.
- Le transfert de chaleur par convection, externe ou interne, naturelle ou forcée, suivant la technologie de refroidissement employée [24].

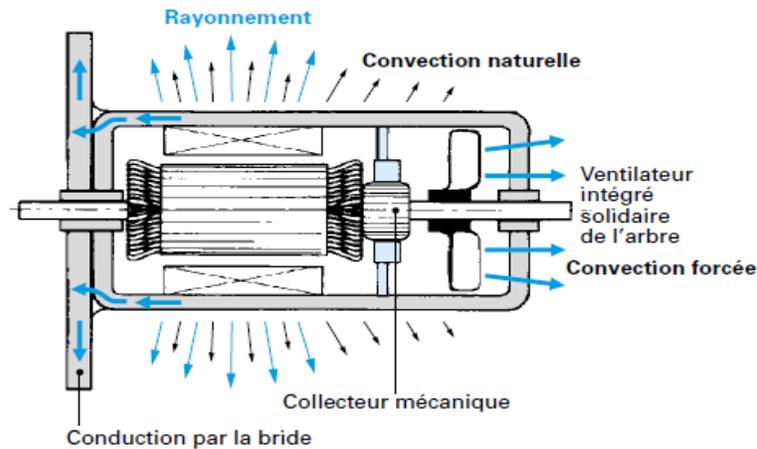


Fig. 1. 18 Modes de refroidissement [24]

### 1.6.1. Transfert de chaleur par conduction

La conduction thermique est un transfert de chaleur à travers un milieu matériel sans déplacement de matière. La chaleur se propage suivant des lignes de flux orthogonales à des surfaces isothermes.

La loi de Fourier permet de relier la densité du flux de chaleur au gradient de température [25] :

$$\vec{\psi} = -\lambda \text{grad} \theta \quad (1.14)$$

Avec :

$\vec{\psi}$  : Flux de chaleur transmis par conduction (W)

$\lambda$ : Conductivité thermique du milieu ( $\text{W m}^{-1} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$ )

$\theta$ : température  $^\circ\text{C}$ .

### 1.6.2. Résistance thermique

La résistance thermique d'un composant caractérise l'augmentation de température occasionnée par la puissance dissipée. On peut donc définir des tubes de flux thermique de résistance thermique [25]:

$$R_m = \frac{e}{\lambda S} \quad (1.15)$$

Avec :

$e$  : et la longueur du trajet du flux de chaleur

$S$  : la section traversée par le flux de chaleur.

### 1.6.3. Transfert de chaleur par convection

C'est le transfert de chaleur entre un solide et un fluide, l'énergie étant transmise par déplacement du fluide.

C'est le phénomène observé entre un fluide en mouvement et une paroi, phénomène principal dans la plupart des échangeurs de chaleur. Ce mécanisme de transfert est régi par la loi de Newton [25]:

$$\varphi = hS(T_p - T_\infty) \quad (1.16)$$

Avec :

$\Phi$  : Flux de chaleur transmis par convection (W)

$h$  : Coefficient de transfert de chaleur par convection ( $W m^{-2} \text{ } ^\circ C^{-1}$ )

$T_p$  : Température de surface du solide ( $^\circ C$ )

$T_\infty$  : Température du fluide loin de la surface du solide ( $^\circ C$ )

$S$  : Aire de la surface de contact solide/fluide ( $m^2$ )

Quant au mouvement du fluide, il peut avoir deux causes :

-Imposé de l'extérieur par une machine (pompe, ventilateur, compresseur) ; c'est la convection forcée.

Ou bien le contact du fluide avec la paroi plus chaude ou plus froide crée des différences de masse volumique, génératrices de mouvement au sein du fluide ; c'est la convection naturelle.

Rigoureusement, même en convection forcée, les différences de densité créent un écoulement parasite, en général insignifiant par rapport à l'écoulement principal. On parle de convection mixte quand les deux phénomènes ont de l'importance [25].

### 1.6.4. Transfert de chaleur par rayonnement

C'est une transmission d'énergie à distance, entre deux corps séparés ou non par un milieu matériel (transformation d'énergie thermique d'un émetteur en énergie électromagnétique, propagation, transformation partielle en énergie thermique sur un corps récepteur). C'est le cas de l'énergie qui nous vient du soleil, on prend en compte le rayonnement entre un solide et le milieu environnant et dans ce cas nous avons la relation [25] :

$$\varphi = \sigma \varepsilon p S(T_p^4 - T_\infty^4) \quad (1.17)$$

Avec :

$\Phi$  : Flux de chaleur transmis par rayonnement (W)

$\sigma$  : Constante de Stephan ( $5,67.10^{-8} W m^{-2} K^{-4}$ )

$\epsilon_p$  : Facteur d'émission de la surface

$T_p$  : Température de la surface (K)

$T_\infty$  : Température du milieu environnant la surface (K)

$S$  : Aire de la surface (m<sup>2</sup>)

Ce mode de transfert induit le plus souvent des conséquences mineures voire négligeables à l'intérieur des machines électriques tournantes. Par contre, sa contribution ne peut pas être négligée au premier abord, quand les surfaces en vis-à-vis du rotor et du stator dans la région de l'entrefer d'une machine sont portées à des niveaux de température assez différents (différence de 100 °C, par exemple). Par ailleurs, les parois externes du système peuvent contribuer également au refroidissement de la machine par voie radiative [24].

### 1.7. Mesure de la température dans les machines électriques

La science tente d'expliquer et de décrire rationnellement les phénomènes naturels que nous percevons par nos sens. En thermodynamique, la température fut introduite en 1824. En physique statistique, la température thermodynamique  $T$  n'intervient que sous la forme du produit  $kT$  ( $k$  constante de Boltzmann), la température est une grandeur intensive [3]. La température n'est jamais mesurée directement mais elle est toujours traduite sous forme de variations d'une grandeur ou d'un phénomène quelconque qu'elle provoque. Du nombre important de propriétés de la matière et de phénomènes physiques et physico-chimiques sensibles à la température résulte une grande diversité de méthodes de mesure [3, 26]. On peut distinguer les différentes méthodes de mesure selon la façon de transmettre l'information de la température et de ses variations entre l'élément sensible (le corps chaud) et le capteur par trois grandes catégories : méthodes de mesure avec ou sans contact et méthodes repères [3, 26, 27]. Des recommandations sur la mesure de température dans les machines électriques sont faite [28], des détails sur ces méthodes sont donnés par [3, 26-41].

#### 1.7.1. Problématiques du point de mesure

Dans une optique de protection, on aurait plutôt tendance à rechercher le point chaud au sein de la machine. La littérature est plutôt partagée à ce sujet : certains le situent dans les têtes de bobine, d'autres renient son existence et parlent juste d'une température supérieure au sein des têtes de bobine, par rapport à la température des encoches. On entrevoit déjà la séparation de la machine en deux sous-ensembles : les têtes de bobine d'un côté et les encoches de l'autre [27]. Dans [29], on montre que la température dans chacun de ces sous-ensembles est approximativement uniforme. Aussi, [29] définit la température moyenne comme approximativement égale à une combinaison linéaire des températures d'encoche et des têtes de bobines. Les coefficients utilisés dans la combinaison linéaire

peuvent être déduits d'une réflexion physique sur les longueurs de cuivre associées à chaque sous-ensemble du bobinage [27].

D'autres études abordent le problème de la température maximale au sein des bobinages d'un point de vue statistique en fonction de la méthode de remplissage des encoches par les bobinages. [42] montre ainsi que la distribution des conducteurs au sein de l'encoche a peu d'influence sur la température maximale qui n'est finalement pas localisée en un point précis de la machine. Il ressort, ainsi, de la littérature qu'une approche intéressante de la température des bobinages passe par la mesure en plusieurs points du bobinage, au sein des encoches et des têtes de bobines [27].

### 1.7.2. Problématiques de la mesure au rotor

On trouve une étude détaillée sur cette problématique de mesure dans [30], mais elle s'intéresse au régime permanent. La mesure de température au rotor peut être envisagée de deux manières :

- Dans le cas d'une mesure sans contact par capteur infrarouge par exemple [33], il est nécessaire de permettre au capteur de viser directement le rotor ce qui nécessite un usinage. De plus, du fait de la présence des ailettes de refroidissement, le capteur infrarouge, sera éloigné de la masse du rotor et fournira donc une valeur de température sur une surface de taille modérée. La mesure ne sera pas une mesure de précision. Enfin, le rotor étant en rotation, le capteur infrarouge fera une moyenne mécanique de la température de l'anneau de court-circuit et des ailettes de refroidissement [3].

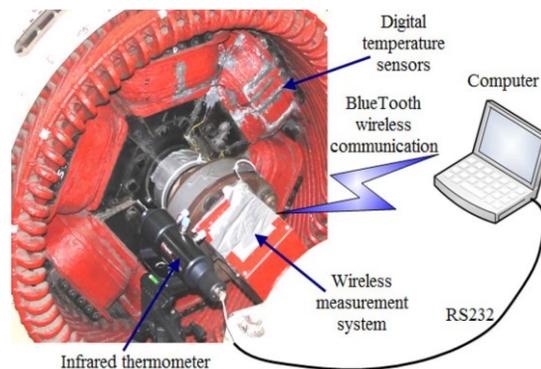


Fig. 1. 19 Montage expérimental d'un thermomètre infrarouge pour une generateur synchrone [33]

- Dans le cas où l'on cherche à mettre en place une mesure plus précise comme avec des thermocouples, la problématique du passage de l'information du rotor au stator apparaît. On trouve différentes solutions dans la littérature comme un transformateur tournant industriel [41]. Le souci majeur de ce type de matériel est le nombre de capteurs associés.

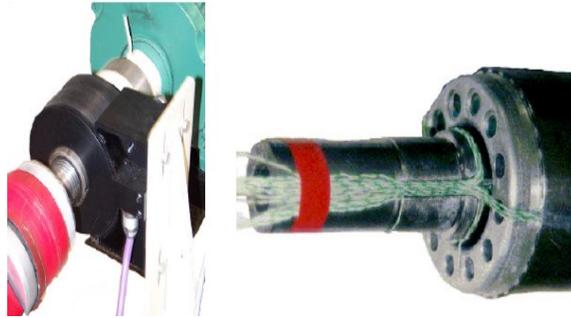


Fig. 1. 20 Transformateur tournant utilisé pour le passage d'information des thermocouples du rotor au stator [32]

Une autre méthode consiste en l'utilisation d'une liaison optique dans l'axe du rotor à l'aide de fibre optique, de LED et de phototransistor [31, 40], autre utilise une liaison Bluetooth [32-34], une autre solution utilise un module sans fil de type XBee [35]. Dans ce cas, de nouveaux soucis de mise en forme des données, de conditionnement du signal apparaissent avec la nécessité de l'utilisation d'un microcontrôleur, d'une source d'énergie embarquée, ... De même, la transmission d'information se fait au niveau de l'axe du rotor ce qui implique un travail considérable d'usinage. De plus, l'ajout des pièces d'adaptation implique l'utilisation de l'axe qui n'est plus exploitable. Cette méthode est utilisable uniquement dans le cadre de la recherche [27].

D'autres idées sont évoquées comme l'utilisation de modules Hautes Fréquences ou encore le placement au sein de la machine entre le stator et le rotor de modules infrarouges pour transmettre les informations [27].

### 1.8. Conclusion

Dans ce chapitre, les différentes pertes dans les machines électriques sont brièvement décrites tel que les pertes dans le circuit électrique, les pertes dans le circuit magnétique, les pertes mécaniques et les pertes additionnelles. On a vu que certaines pertes varient avec la charge et d'autres restent presque constantes telles que les pertes fer. Tous ses pertes sont les sources de chaleur des machines électriques, cette chaleur se transfère par trois modes par conduction dans la structure de la machine, par transfert de chaleur par convection, externe ou interne, naturelle ou forcée et par rayonnement entre chacune des parois de la structure et l'environnement.

L'objectif dans la suite du manuscrit est de faire un état de l'art sur les méthodes de la modélisation thermique des machines électriques et les méthodes d'estimation des températures de bobinages statorique et rotorique.

## Références

- [1] T. Wildi, *Electrotechnique, université De Boeck*, 2000.
- [2] B. Assaad, *Contribution à la prise en compte des aspects thermique des machines électrique dans un environnement mécatronique, thèse doctorat, université de Technologie de Compiègne*, 2015.
- [3] H. Mellab, *Estimation des grandeurs intrinsèques d'une machine asynchrone, mémoire de magister, université de Ferhat Abbas Sétif*, 2009.
- [4] B. Mouton, *Conception et alimentation électronique des machines à réluctance variable à double saillance, thèse d'habilitation à diriger des recherches, école normale supérieure de Cachan-ENS Cachan*, 1994.
- [5] A. Fouquier, Y. Thomas, *Histoire de la voiture électrique et de ses constituants*. ISTE Editions, 2017.
- [6] F. Bernot, *Machines à courant continu: Constitution et fonctionnement, technique de l'ingénieur, vol. 6, no. D3555, p. D3555. 1-D3555. 14*, 1999.
- [7] I. Pavel, *L'invention du moteur synchrone par Nikola Tesla, Bibnum, textes fondateurs la science, pp. 1–53, Jan. 2013*.
- [8] F. de Coulon, M. Jufer, J. Neirynek, *Introduction à l'électrotechnique, 7th ed., vol. 1. Presses polytechniques romandes*, 1995.
- [9] J. Chatelain, *Machines électriques, 2e éd., vol. 10. Presses polytechniques romandes*, 1989.
- [10] K.E. Hemsas, *développement d'un nouveau modèle de la machine asynchrone pour la commande et la surveillance, thèse de doctorat d'état, université Ferhat Abbas – Sétif, Algérie*.
- [11] M. Kostenko, L. Piotrowski, *Machines électriques: tome II: machines à courant alternatif*, MIR, 1977.
- [12] R.P. Bouchard, G. Olivier, *Conception de moteurs asynchrones triphasés. Presses inter Polytechnique*, 1997.
- [13] <https://www.energieplus-lesite.be/index.php?id=11529>, consulté en 13/02/2018.
- [14] G. Didier, *Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances, thèse de doctorat, université Henri Poincaré, Nancy-I. 2004*
- [15] A. Facquelle, *Contribution à la modélisation multi-physique : électro-vibro-acoustique et aérothermique de machines de traction, thèse doctorat, Ecole Centrale de Lille*, 2007.
- [16] M.L. Idoughi, *Extraction de modèles thermique simplifiés des machines électriques à partir d'un calcul du champ de températures, thèse doctorat, université de paris-sud*, 2011.
- [17] E. Hoang, *Étude, modélisation et mesure des pertes magnétiques dans les moteurs à réluctance variable à double saillance, thèse de doctorat, école normale supérieure de Cachan*, 1995.
- [18] T. Chevalier, *Modélisation et mesure des pertes fer dans les machines électriques, application à la machine asynchrone, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble*, 1999.
- [19] M.B. Souad, *Contribution à la modélisation thermique d'une machine à reluctance variable à double saillance (MRV6 /4) par éléments finis en 2D et 3D, thèse de doctorat en Sciences, université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf*, 2016.
- [20] GRG. Guemo, *Modélisation et caractérisation thermique de machines électriques synchrones à aimants permanents, thèse de coctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon (INSA-L)*, 2014.
- [21] M. Smail, *Modélisation électromagnétique et thermique des moteurs à induction, en tenant compte des harmoniques d'espace, thèse de doctorat, l'institut national polytechnique de Lorraine*, 2004.
- [22] <http://www.rncan.gc.ca/energie/produits/reference/15332>, est consulte 8mars.2017.
- [23] *Norme internationale CEI, machines électriques tournantes –partie 1: caractéristiques assignées et caractéristiques de fonctionnement 60034-1cei/iec 60034-1:2004*, 2004.
- [24] Y. Bertin, *Refroidissement des machines électriques tournantes, Techniques de l'ingenieur, D 3 460*, 1999.
- [25] D. Marchio, P. Reboux, *Introduction aux transferts thermiques, École des mines de Paris*, 2008.
- [26] D. Mavrudieva, *Étiquettes magnétiques interrogeables a distance .application a la mesure de température, thèse de doctorat, L'INP Grenoble, Soutenue le 30 Novembre 2007*.

- [27] E. Foulon, *Surveillance thermique de la machine asynchrone, thèse de doctorat*, Université de Nantes, 2005.
- [28] IEEE Recommended Practice for General Principles of Temperature Measurement as Applied to Electrical Apparatus, 1975.
- [29] Z. Lazarevic, R. Radosavljevic, P. Osmokronic, *A novel approach for temperature estimation in squirrel-cage induction motor without sensors*, **IEEE Trans. Instrum. Meas.**, vol. 48, no. 3, pp. 753–757, Jun 1999
- [30] J. Dymond, R. Ong, N. Stranges, *Instrumentation, testing and analysis of electric machine rotor steady-state heating*, Copyright Material IEEE, 2001.
- [31] H. Yaboui and G. Grellet, *Measurement of physical signals in rotating part of electrical machine by means of optical fibre transmission*, in **IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference and IMEKO Technical Committee 7. Conference Proceedings**, vol. 1, pp. 591–596, 1996.
- [32] C. Du-Bar, J. Astrom, T. Thiringer, S. Lundmark, and M. Alatalo, *Design of an online temperature monitoring system for an experimental IPMSM*, in **2016 XXII International Conference on Electrical Machines (ICEM)**, pp. 1533–1538, 2016.
- [33] S. Stipetic, M. Kovacic, Z. Hanic, and M. Vrazic, *Measurement of excitation winding temperature on synchronous generator in rotation using infrared thermography*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 59, no. 5, pp. 2288–2298, 2012.
- [34] Z. Hanic, M. Vražić, and S. Stipetic, *Some problems related to surface temperature measurement of synchronous generator excitation winding in rotation*, in **Proceedings of EPE-PEMC 2010 - 14th International Power Electronics and Motion Control Conference**, no. 2, pp. 15–20, 2010.
- [35] A. Floriduz, E. Bassi, F. Benzi, G. Secondo, and P. S. Termini, *Wireless temperature sensing in electrical motors with XBee modules*, in **2015 IEEE Workshop on Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD)**, pp. 304–308, 2015.
- [36] L. Michalski, K. Eckersdorf, J. Kucharski, J. McGhee, *Temperature Measurement*, John Wiley & Sons Ltd, 2001.
- [37] M. Bara and A. Polak, *Thermal diagnostic in electrical machines*, **przegląd elektrotechniczny**, vol. 87, no. 10, pp. 305–308, 2011.
- [38] M. Baranski and A. Polak, *Thermographic diagnostic of electrical machines*, in **The XIX International Conference on Electrical Machines - ICEM 2010**, pp. 1–3, 2010.
- [39] T. Chunder, *Temperature rise measurement in armature of a DC motor, under running conditions, by telemetry*, **Sixth International Conference on Electrical Machines and Drives**, pp. 44 – 48, 8-10 Sep 1993.
- [40] F.A. Compton, *Temperature Limits and Measurements for Rating of D-C Machines*, **Trans. Am. Inst. Electr. Eng.**, vol. 62, no. 12, pp. 780–785, Dec. 1943.
- [41] E. Chauveau, *Contribution au calcul électromagnétique et thermique des machine électriques*, **thèse de doctorat**, université de Nantes, 2001
- [42] E. Chauveau, E.H. Zaim, D. Trichet, J. Fouladgar, *A statistical approach of temperature calculation in electrical machines*, **IEEE Trans. Mag.**, vol. 36, no. 4, pp. 1826 – 1829, Jul 2000



## Chapitre 2 Modélisation thermique

---

2.1. Introduction .....	33
2.2. Etat de l'art sur la modélisation thermique .....	34
2.3. Méthode d'estimation de la température d'une machine asynchrone.....	48
2.4. Modèle adopté pour notre application.....	53
2.5. Conclusion .....	58

---

### 2.1. Introduction

Dans le chapitre précédent nous avons discuté la problématique de mesure de température et comme solution, on propose de l'utilisation d'un modèle thermique. Pour cela on fait un état de l'art sur la modélisation thermique des machines électriques, dans le but de le coupler au modèle électrique pour un processus d'estimation.

La température des machines électriques constitue un des facteurs principaux limitant leurs performances. Cette température doit respecter les limites imposées par conception et ne doit pas les dépasser. Par conséquent, afin de pouvoir prédire l'élévation de la température dans les machines, des modèles thermiques sont employés. Ceux-ci permettent d'une part de modéliser thermiquement les machines en vue de la surveillance, d'autre part d'améliorer leur conception. Ce modèle doit respecter la complexité des phénomènes thermiques en étant capable de prendre en compte certaines modifications sur la conception. Citons par exemple, le choix du mode de refroidissement de la machine qui impacte directement ses températures internes. Ce modèle doit également considérer les types de service de la machine, que soit un service continu, intermittent, temporaire ou autres types. L'intérêt de la recherche pour étudier les machines électriques tournantes du point de vue thermiques remonte aux années 50 de dernier siècle [1] par Kaye et al. dans [2, 3].

Souvent la méthode d'identification en temps réel des résistances globales, des conducteurs au stator et au rotor, est basée sur l'utilisation d'un FKE que nous présenterons dans le chapitre suivant. Cette méthode d'identification, couplée au modèle électrique, souffre de quelques contraintes comme les pertes d'observabilité de la résistance rotor, dans le cas d'un fonctionnement à couple nul, ou encore de la résistance stator, dans le cas d'un fonctionnement à haute vitesse. Certains diront que ces

perdes d'observabilité ne sont pas critiques à faible couple puisque la machine n'est pas thermiquement sollicitée [4, 5], mais il reste le souci de la perte d'observabilité à grande vitesse et d'autres, comme nous, chercheront à maintenir l'identification possible et donc l'observabilité, dans tous les cas de fonctionnement, en gardant à l'esprit la problématique possible de l'adaptation de la commande en fonction des variations de paramètres [6 ,7].

Afin de pallier ces pertes d'observabilité, nous proposons l'utilisation d'un modèle thermique couplé au modèle électrique défini plus tard. Ce modèle thermique, en offrant un lien évident entre la température au stator et celle au rotor [8], permettra de créer un lien supplémentaire entre les résistances globales au stator et au rotor. De cette manière, en pondérant le rôle de chaque modèle en fonction du régime de fonctionnement, la perte d'observabilité d'une résistance pourrait être potentiellement masquée par l'identification de la résistance observable et l'exploitation des liens entre les températures, au sein du modèle thermique [6 ,7]. De plus, nous verrons, dans le chapitre suivant, que FKE possède une étape de prédiction, et l'ajout d'un modèle thermique apporte des équations d'évolution des températures, en fonction des paramètres du modèle thermique et électrique, utile lors de la phase de prédiction et apportant ainsi une meilleure efficacité au Filtre de Kalman (FK) [7].

## **2.2. Etat de l'art sur la modélisation thermique des machines électriques**

La modélisation thermique des machines électriques est un problème crucial, le titre de ce chapitre peut laisser supposer que les mesures thermiques au sein des machines ne sont plus nécessaires étant remplacées par des modèles. Au contraire, l'élaboration des modèles thermiques passe, évidemment, par une phase d'étalonnage des paramètres du modèle et par la nécessité, de manière générale, de mesures de températures de référence. La mesure de température est donc un passage obligatoire vers la modélisation [7, 9].

La modélisation des phénomènes de génération et de transfert de chaleur dans une machine électrique est une étape primordiale, en particulier dans sa phase de conception. Cette modélisation thermique peut se baser sur deux principes, le premier analytique en utilisant un circuit à constantes localisées et le deuxième intégrant les méthodes numériques. Dans les deux cas, la précision du modèle thermique dépend de certains paramètres critiques est difficiles à évaluer [10].

Dans la suite on va présenter les différentes méthodes de modélisation thermique des machines électriques afin de choisir la méthode adéquate pour une application observateur-système.

### 2.2.1. Méthodes analytiques

Cette méthode de modélisation, très ancienne (1954) [9], consiste à ramener l'étude du comportement thermique à un schéma équivalent électrique en utilisant des résistances et des capacités thermiques [9, 11]. Les pertes constituent alors les sources de courant et le potentiel aux différents nœuds donne la température.

L'approche analytique ou nodale par un modèle constantes localisées ou LPTN (Lumped Parameter Thermal Network), cette méthode est basée sur une analogie électrique-thermique. La tension est la température, le courant électrique représente le flux injecté dans un nœud, la capacité et la résistance électrique sont respectivement une capacité et une résistance thermique. Les circuits à constantes localisées décrivent les différents chemins de transfert de chaleur, permettant ainsi de déterminer les températures dans une zone de la machine pour une distribution des pertes. Cela est réalisé en divisant la machine en des volumes élémentaires considérés chacun a une température homogène. Ensuite, la valeur des pertes et la capacité thermique de chaque volume sont évaluées. L'échange de chaleur entre deux volumes voisins est estimé par le calcul des résistances thermiques de conduction, de convection et de rayonnement en utilisant les corrélations analytiques et empiriques décrites dans la section 1.6. Nous rappelons sur le Tableau (2.1) l'analogie thermoélectrique [9].

**Tableau 2. 1** Analogie thermoélectrique

<b>Grandeurs thermiques</b>	<b>Grandeurs électriques</b>
Puissance calorifique	Courant électrique
Température	Tension
Conductance thermique	Conductance électrique
Capacité calorifique	Capacité électrique
Résistance thermique	Résistance électrique

En régime permanent, on détermine les températures aux nœuds en résolvant le système suivant [9] :

$$[G] * \{\theta\} = \{q\} \quad (2.1)$$

Où :

[G] Est la matrice des conductances thermiques.

{ $\theta$ } Est le vecteur des températures inconnues.

{ $q$ } Est le vecteur des sources de chaleur (pertes).

Au-delà de l'utilisation des éléments finis, on trouve aussi, dans la littérature, des modèles thermiques sous la forme de réseaux électriques équivalents (méthode nodal) [7]. Ceux-ci modélisent généralement l'ensemble de la machine avec des nœuds de température associés à chaque matériau utilisé [7, 11].

En toute première approximation, on peut schématiser la machine par un ou deux corps. Les modèles ainsi établis se prêtent à des calculs analytiques simples. Ils concernent surtout les actionneurs de petite taille (à courant continu ou synchrone à courant alternatif) où les pertes sont bien localisées [9]. Par contre, ils conviennent beaucoup moins aux machines asynchrones où les pertes sont davantage réparties entre stator et rotor. On utilise alors des modèles à 3 corps (bobinage statorique, fer statorique et rotor) [9] ou mieux encore, des modèles à 5 corps, où l'on tient compte des têtes de bobines [9].

### 2.2.1.1. Réseau nodal complexe

La figure (2.1) représente l'échange thermique dans une machine asynchrone fermée et auto ventilée, où dans chaque direction, un nombre bien défini de nœuds et de résistances thermiques est issu de la résolution analytique de l'équation de la chaleur en régime permanent.

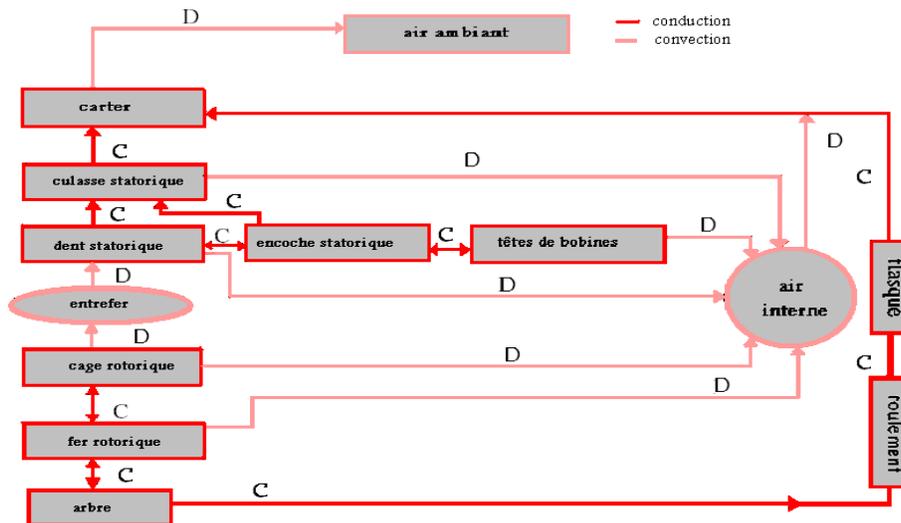


Fig. 2. 1 Echanges thermiques dans une machine asynchrone fermée et auto ventilée.

C : Conduction D : Convection

Les pertes et les capacités thermiques (pour l'étude des régimes transitoires) sont injectées en ce nœud, ce qui permet d'écrire l'équation différentielle qui y correspond. En procédant ainsi pour chaque bloc, on obtient un système global d'équations qui traduit le comportement thermique global de la machine [6].

Les paramètres d'un modèle thermique sont obtenus à partir des dimensions et des propriétés physiques des matériaux constitutifs de la machine. On utilise pour cela des relations déduites des corrélations de résultats expérimentaux et théoriques que l'on trouve dans la littérature spécialisée [9].

L'utilisation de modèles spécifiques dans les domaines thermiques et mécaniques des fluides permet actuellement de déterminer avec une meilleure précision certains paramètres, mais beaucoup d'incertitudes demeurent en raison de la géométrie complexe d'une machine électrique. Des valeurs plus exactes ou des lois de variation plus justes peuvent être obtenues grâce à des mesures de températures [9].

La démarche consiste à réarranger le système (2.1) de sorte à ce que certains éléments de la matrice  $[G]$  deviennent les inconnues du problème. Connaissant les températures (mesurées) et les pertes, on peut théoriquement déduire les valeurs de ces conductances. Néanmoins, le nombre d'inconnues est souvent supérieur aux nombres de mesures disponibles et il est nécessaire de mener plusieurs campagnes de mesures correspondant à différents dégagements de chaleur. Le système d'équations devient ainsi surdéterminé et on utilise des méthodes de type SVD (Singular Value Decomposition) pour résoudre le problème [9].

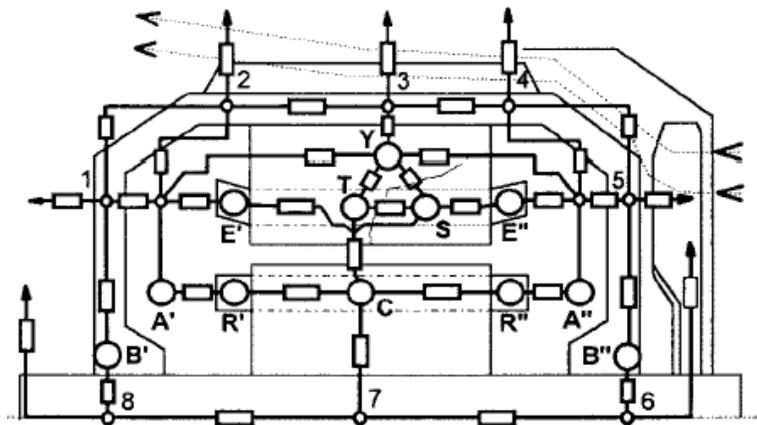
Une autre approche consiste à déterminer aussi bien les capacités thermiques que les conductances thermiques en utilisant des méthodes d'optimisation et d'identification basées sur les moindres carrés [6]. Ce modèle d'identification de type "entrée-sortie" est très attractif, néanmoins, il est nécessaire de lancer le calcul avec des valeurs initiales proches aux valeurs finales ce qui impose de revenir au calcul de conductances thermiques par les moyens classiques [9].

Notons, enfin, qu'un simple réajustement des paramètres par comparaison des températures mesurées et calculées pour un point de fonctionnement suffit pour avoir une bonne prédiction de la température sur une large plage de fonctionnement [9].

Pour résumer, l'identification de ce modèle est donc réalisée soit par éléments finis, soit par un grand nombre de points de mesure de température au sein de la machine. Ces modèles sont généralement très détaillés (Fig. 2. 2) [7].

Les modèles peuvent être très fins (quelques centaines de nœuds) [9], mais les temps de résolution sont alors importants. Une méthode de réduction de ces modèles par la théorie des réseaux, incluant deux étapes d'optimisation des réponses dynamiques pour le choix des nœuds à conserver et pour la valeur de certains éléments du modèle réduit est envisagée [9].

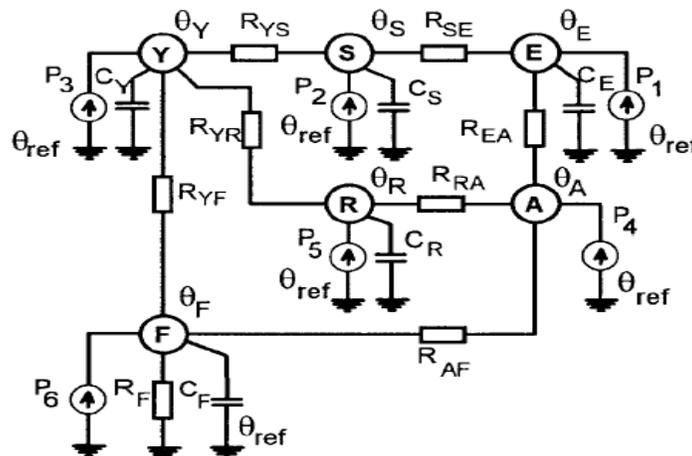
Cette réduction permet de passer d'un réseau thermique équivalent de 1200 nœuds à un modèle comportant seulement 10 nœuds [9].



**Fig. 2. 2** Modèles Thermiques Équivalents de la Machine Asynchrone détaillée [12].

○ sources de chaleur    □ résistance thermique    .....➔ circulation de l'air

Cependant, lorsque la distribution complète de la température n'est pas nécessaire, l'utilisation de modèles avec des nœuds de température représentant des sous-ensembles importants de la machine et des paramètres globaux est intéressant (Fig. 2. 3) [7, 12].



**Fig. 2. 3** Modèles thermiques équivalents de la machine asynchrone simplifiée [12].

Nous pourrions observer six zones caractéristiques:

(S) encoche du statorique;(E) têtes de bobines de stator; (Y) culasse et dents du stator; (R) rotor ; (A) espace aérien latéral; (B) roulement ; (F) carcasse de stator [12].

On note que dans cette figure les lettres représentent ce qui suit:

$R_F$  : résistance thermique équivalent de la carcasse du stator.

$R_{YS}, R_{SE}, R_{YR}, R_{EA}, R_{RA}, R_{YF}$  et  $R_{AF}$ : résistances thermiques équivalent du passage de chaleur entre deux zones.

$C_Y, C_F, C_S, C_R$  et  $C_E$ : capacité thermique des zones homogènes Y, F, S, R et E respectivement.

$\theta_{ref}$ : température de référence (ambiante),  $\theta_Y$ ,  $\theta_F$ ,  $\theta_S$ ,  $\theta_R$ ,  $\theta_E$ , et  $\theta_A$ : températures moyenne des zones homogènes Y, F, S, R, E et A.

P1 : pertes cuivre dans l'encoche du stator; P2 : pertes cuivre dans les têtes des bobines du stator ; P3 : pertes fer dans la culasse du stator; P4 : partie des pertes de frottement dissipé dans l'espace à côté air (A) ; P5: pertes de cuivre de rotor ; P6: partie de pertes de frottement mécaniques dissipées [12].

Le modèle simplifié présenté sur la figure 2. 3 possède tout de même 19 paramètres et 6 nœuds de températures ce qui reste inexploitable dans notre cas. En revanche, on entrevoit la possibilité de réduire petit à petit le modèle en deux sous-ensembles comme le stator et le rotor afin de simplifier l'exploitation de ces modèles complexes [7].

Une combinaison d'un modèle éléments finis 3D au rotor et d'un réseau thermique équivalent au stator permet d'incorporer commodément les effets convectifs dans l'entrefer [9].

### 2.2.1.2. Réseau nodal simplifié

Au vu de l'état de l'art précédent, nous avons cherché un modèle simple, applicable en temps réel et fournissant un lien explicite entre la température au stator et la température au rotor en opposition à la figure 2.5, par exemple. On rappelle que le choix d'observer les deux températures a été réalisé du fait de l'estimation des deux résistances au rotor et au stator. L'objectif final étant à la fois l'estimation des deux températures ainsi que l'observabilité permanente de ces deux températures. Le modèle de la figure 2.4, est issu de [14]. Cependant, il fait l'objet de nombreux travaux puisqu'il est équivalent, suite à une transformation  $\pi/T$ , au modèle utilisé dans [13-16], visible sur la figure 2. 6.

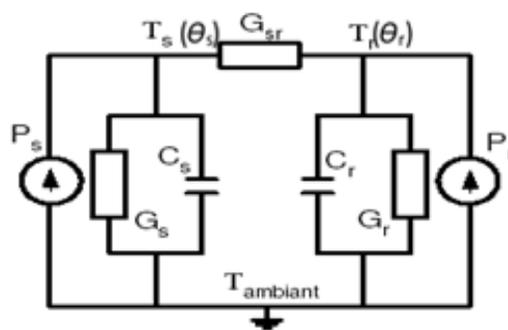


Fig. 2. 4 Circuit électrique équivalent au modèle thermique [14].

Ce modèle est issu d'une simple réflexion concernant les réponses en exponentielles des températures et les principaux sous-ensembles qui constituent la machine. Il semble adapté à notre problème et il nous faut, maintenant, déterminer les paramètres qui le composent, [17] fait une excellente présentation du rôle de ces paramètres et de la façon de les identifier.

### A. Interprétation physique des paramètres du modèle

Les températures  $T_s$ ,  $T_r$  et  $T_a$  ( $^{\circ}\text{C}$ ) sont respectivement la température moyenne, au stator, au rotor et ambiante. Ces températures peuvent être déduites d'une mesure unique en un point judicieux ou encore la résultante d'un calcul de moyenne ou d'une combinaison linéaire réfléchie comme on l'a évoqué dans l'état de l'art. Ces choix se font en fonction de l'application souhaitée. Ces trois variables sont d'une importance capitale pour notre application : elles représentent le lien entre le modèle électrique, puisqu'elles rentrent dans l'expression des résistances, et le modèle thermique, puisqu'elles sont issues des mesures que nous réalisons afin de vérifier notre méthode de diagnostic [17].

a.  $C_s$  et  $G_r$ , en ( $\text{J}/^{\circ}\text{C}$ ) représentent les capacités thermiques du stator et du rotor, respectivement. Elles représentent la manière avec laquelle ces sous-ensembles vont stocker l'énergie. La capacité thermique, de manière générale, est responsable du comportement transitoire de la température.

b.  $G_s$ ,  $G_r$  et  $G_{sr}$  ( $\text{W}/^{\circ}\text{C}$ ) sont respectivement les conductances thermiques entre le stator et l'ambiant, le rotor et l'ambiant et entre le stator et le rotor. La conductance thermique, de manière générale, est définie relativement aux transferts thermiques. Elle est supposée indépendante de la température. Les conductances thermiques modélisent la manière dont les flux de chaleur vont pouvoir progresser entre les différents éléments par conduction, convection et radiation [6] :

-Depuis les bobinages stator vers la surface extérieure de la carcasse pour  $G_s$ .

-Depuis les barres en aluminium de la cage au rotor vers la surface extérieure de la carcasse ou encore la partie externe de l'axe du rotor pour  $G_r$

-Entre le bobinage stator et les barres en aluminium de la cage rotor, au travers de l'entrefer pour  $G_{sr}$ .

-Les conductances thermiques dépendent donc des vitesses de rotation du rotor et du ventilateur externe. Les conductances thermiques sont responsables de l'équilibre qui réside entre les trois températures observées au régime permanent thermique.

c.  $P_s$  et  $P_r$  ( $\text{W}$ ) représentent les sources de puissance calorifique respectivement au stator et au rotor. Elles englobent les pertes Joule totales au sein des trois phases mais aussi les pertes fer ainsi que les pertes par frottement qui résultent en la création de chaleur. Une partie de ces pertes va donc être croissante avec la fréquence d'alimentation de la machine comme on l'a vu dans la partie consacrée à la présentation des pertes fer [6, 7].

Finalement, l'association de ces paramètres donne le modèle utilisé par [7]. Celui-ci est élaboré en considérant la réponse exponentielle des températures à un créneau de puissance en entrée. Les constantes de temps mises en jeu dépendent finalement des valeurs de la capacité thermique et de la conductance thermique et donc de la vitesse de la machine.

## B. Mise en équation du modèle

La mise en équation du modèle de la figure 2. 4 et avec un jeu mathématique simple on obtient le système suivant :

$$\begin{bmatrix} \dot{\theta}_s \\ \dot{\theta}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{G_s + G_{sr}}{C_s} & \frac{G_{sr}}{C_s} \\ \frac{G_{sr}}{C_r} & \frac{G_r + G_{sr}}{C_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_s \\ \theta_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{C_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_s \\ P_r \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

De plus, on a vu, dans le paragraphe précédent que les conductances thermiques englobaient les phénomènes de conduction, convection et de radiation. Considérant les températures mises en jeu au sein des machines( électriques, la transmission de chaleur par radiation est négligeable [7,14]. La conduction est représentée par une valeur  $G_{x0}$  de chaque conductance, lorsque la vitesse est nulle. En première approximation, la contribution de la convection, due à l'action des ventilations interne et externe, peut être représentée par un terme proportionnel à la vitesse mécanique [14] :

$$\begin{aligned} G_{sr}(\omega_m) &= G_{sr0}(1 + b_{sr} \omega_m) \\ G_s(\omega_m) &= G_{s0}(1 + b_s \omega_m) \\ G_r(\omega_m) &= G_{r0}(1 + b_r \omega_m) \end{aligned} \quad (2.3)$$

$b_s, b_r$  et  $b_{sr}$  : coefficients de variation de la conductance thermique avec la vitesse  $\omega_m$ , Foulon dans [7] associer à ce modèle les pertes fers et cuivres du stator et du rotor et néglige les pertes mécaniques, les étapes d'identification de ce modèle thermique est détaillé dans [14].

## C. Exploitation de la variation des résistances en fonction de température

Le lien entre la variation de la température et la variation de la valeur de la résistance n'est plus à démontrer. De nombreux articles exploitent ce phénomène dans des objectifs différents :

**a.** Le premier point de vue se rapproche de notre application puisqu'il cherche à réaliser une surveillance thermique de la machine en exploitant l'identification de la résistance au rotor ou au stator, voire des deux [4, 12, 18, 19]. L'article [12] apporte d'ailleurs une importante contribution à cette application en montrant clairement que la valeur de la résistance est fonction de la température moyenne au sein des bobinages dont on identifie la résistance. Cette température moyenne étant, par définition, combinaison linéaire des températures au sein des têtes de bobines d'un côté et des encoches de l'autre.

**b.** Le second point de vue, rencontré dans [16], consiste à surveiller les variations de valeur de résistance au rotor, au sein d'un modèle électrique afin de mettre à jour les paramètres d'un modèle thermique évolutif.

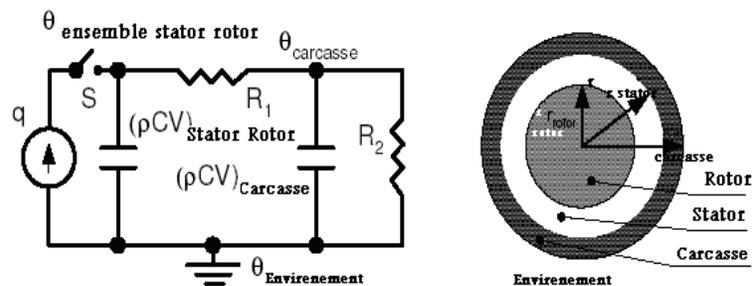
c. Une dernière application consiste en l'utilisation d'une mesure continue de la température au sein de la machine, afin de mettre à jour les valeurs des résistances du modèle électrique dans le cadre particulier d'une commande adaptative [7].

Finalement, une question qui subsiste réside dans la valeur des coefficients de variation thermique de ces résistances. On connaît, bien entendu, les valeurs théoriques associées au cuivre et à l'aluminium pur, mais les matériaux utilisés dans les machines électriques sont des alliages dont il est difficile d'obtenir la formule exacte [6]. On se base alors sur des étalonnages des modèles afin de coller, au mieux, aux courbes expérimentales [7, 12].

### 2.2.1.3. Modèles de complexité intermédiaire pour le temps réel

L'aboutissement à un modèle exploitable en temps réel est possible de différentes manières. La littérature évoque différentes possibilités. La première, entrevue dans le paragraphe précédent, consiste à simplifier un modèle complexe afin de diminuer le nombre de nœuds de température et le nombre de paramètres associés en regroupant les différents éléments constitutifs de la machine sous la forme de sous-ensembles [7].

La seconde méthode repose sur une réflexion sur les constantes de temps. Ainsi, nombreux sont ceux qui modélisent les sous-ensembles qui les intéressent par une capacité thermique et une résistance thermique. Dans ce cas, les modèles utilisés ne reproduisent pas l'ensemble des phénomènes globaux au sein de la machine mais sont suffisants et adaptés à une approche en temps réel pour une application spécifique [15]. C'est dans l'objectif de cette application que les modèles sont réalisés et étalonnés. Chaque modèle est adapté à une machine, à une application, avec des points de mesure particuliers comme on peut le constater dans [17].

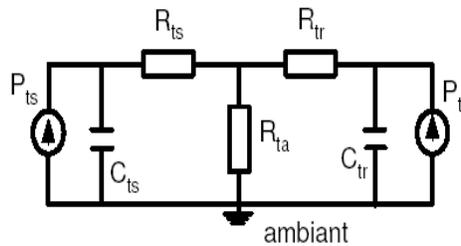


**Fig. 2. 5** Circuit électrique équivalent au modèle thermique de la MAS pour l'estimation d'une température globale sur la base de la température de la carcasse [20].

Un exemple simple (Fig. 2. 5) consiste en l'estimation d'une température globale au sein de la machine sur la base de deux mesures simples : la mesure des températures ambiante et de la carcasse de la machine [20]. Il est évident que ce modèle a été élaboré dans cette optique unique en considérant

des réponses exponentielles. Il n'est pas adapté pour donner la température du bobinage au stator dans les têtes de bobines, par exemple.

Dans l'optique d'établir un lien entre la température au stator et la température au rotor, on peut trouver différents modèles utilisables. [13 - 16], présentent des modèles simples qui mettent en valeur les deux sous-ensembles stator et rotor et permettent un lien évident entre les températures associées (Fig. 2. 6).



**Fig. 2. 6** Modèle thermique de la machine asynchrone [16,13].

Les éléments à identifier sont deux capacités et trois résistances thermiques. En fait, il n'est pas possible de trouver un modèle plus simple mettant en jeu les températures qui nous intéressent. En revanche l'identification des paramètres du modèle est très délicat à cause des différents périphériques associe tel qu'un variateur de fréquence, capteurs de vitesse et températures, carte d'acquisition, condition de l'environnement, de plus, un soin particulier doit être pris concernant la fermeture des volets des fenêtres ou encore des portes. Une femme de ménage qui provoque des courants d'air peut fausser des heures de mesures [7].

#### 2.2.1.4. Modélisation simple pour une approche grossière

On trouve dans la littérature de nombreuses approches simples afin de donner des liens entre la température au stator et la température au rotor [18, 19] présentent ainsi une méthode d'identification de la résistance électrique du rotor qui ne permet malheureusement pas d'estimer la résistance électrique du stator. Ces articles proposent alors deux approches thermiques pour lier les deux résistances du modèle électrique : la première méthode est basée sur l'expérience d'*EDF* qui considère que le rotor présente une température supérieure de 10°C à celle du stator. La seconde méthode, basée sur les travaux de Kubota [21], donne une simple relation de proportionnalité entre les deux résistances étalonnées sur les valeurs nominales de la plaque signalétique [7]. On retrouve la méthode de la proportionnalité dans d'autres articles comme [5]. En revanche, des travaux ultérieurs ont été réalisés sur le modèle *EDF* et mettent un bémol quant à sa validité pour tous les modes de fonctionnement [22].

### 2.2.1.5. Exemple de l'utilisation de méthode analytique (nodale) par un logiciel commercialisé (Motor-CAD)

Motor-CAD est le logiciel le plus utilisé pour la simulation du comportement thermique des machines électriques utilisant la méthode nodale [10]. Ce logiciel est utilisé pour la modélisation thermique d'une variété de machines électriques telles que les machines asynchrones, machine à CC.

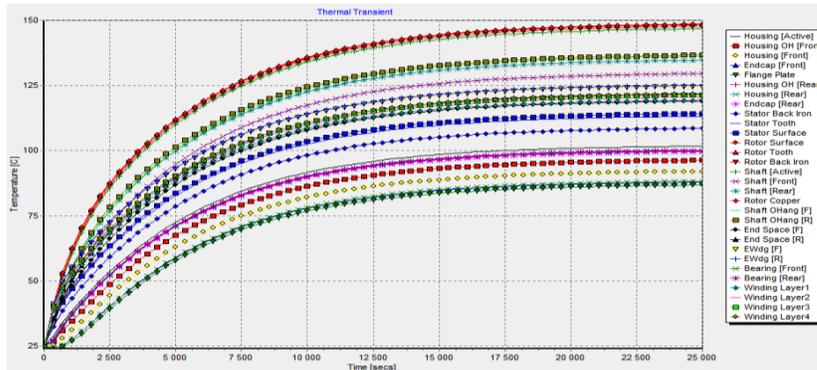


Fig. 2. 7 Température de plusieurs parties d'un moteur asynchrone obtenues par Motor-CAD [23]

La figure 2. 8 montre l'interface de Motor-CAD du modèle thermique des moteurs à CC à aimants permanents que nous avons réalisée afin de montrer l'efficacité des méthodes analytiques en utilisant les logiciels.

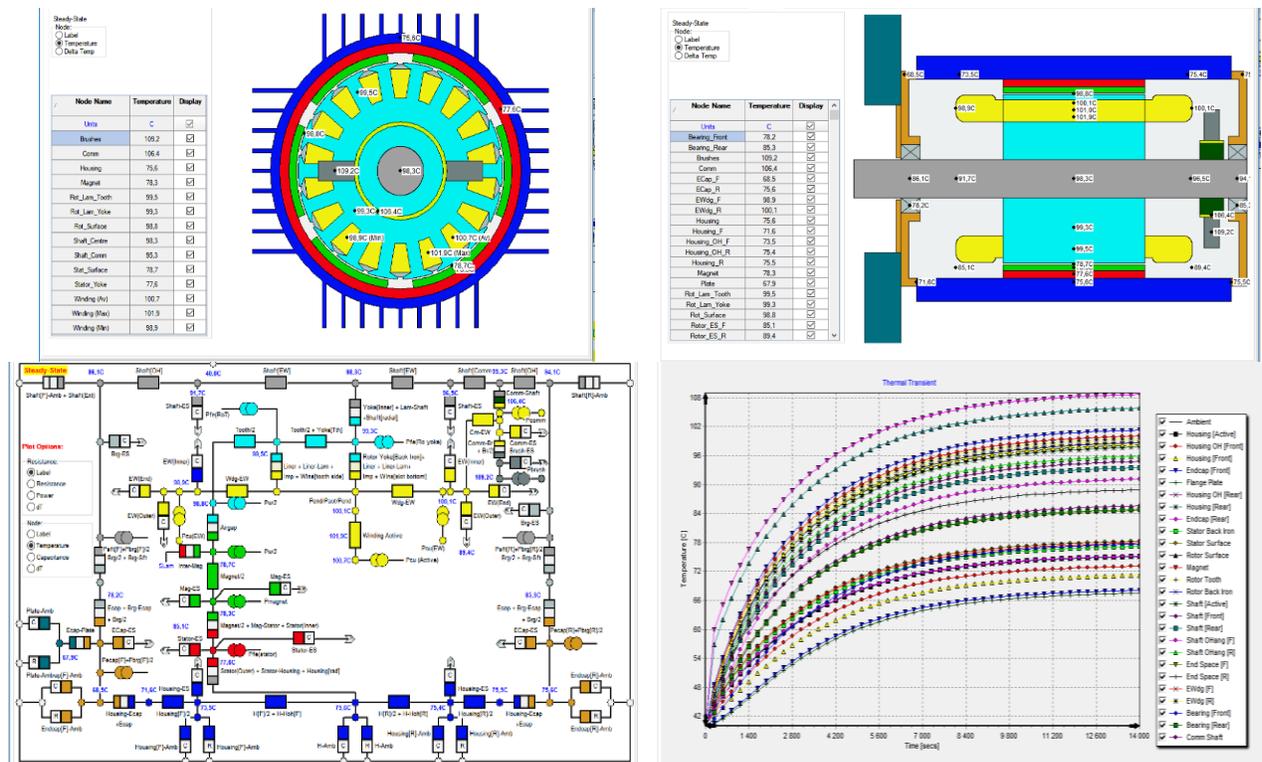


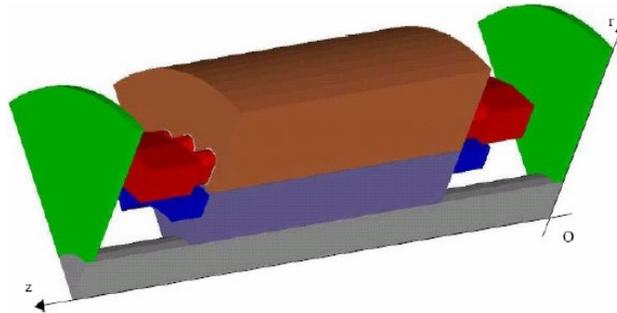
Fig. 2. 8 Interface de Motor-CAD du modèle thermique des moteurs à CC à aimants permanents.

## 2.2.2. Méthodes numériques

### 2.2.2.1. Méthode des éléments finis

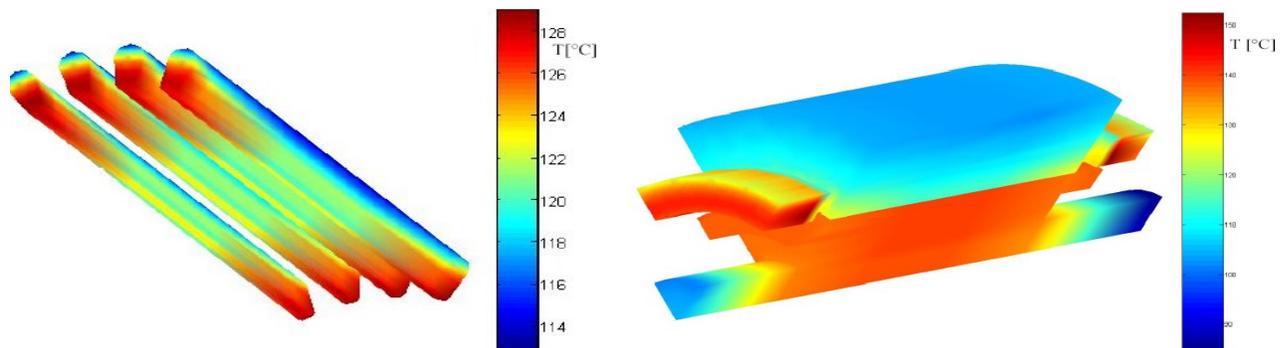
#### A. Éléments finis en 3d

L'étude du comportement thermique d'une machine électrique est typiquement un problème 3D d'une grande complexité. Quoique lourde à mettre en œuvre, seule une modélisation 3D rend compte du comportement thermique réel de la machine. Un exemple de géométrie 3D utilisée pour le calcul thermique d'un moteur asynchrone est représenté sur la figure 2. 9 [24].



**Fig. 2. 9** Géométrie 3D pour le calcul thermique d'un moteur asynchrone (seul 1/6 de la machine est représenté) [23, 24]

Ceci permet d'obtenir une cartographie complète de la température de la machine (Fig. 2. 10). Ces résultats sont très intéressants puisqu'ils permettent de donner une idée des lieux où la température devient critique en fonction des régimes de fonctionnement et répondent à la problématique des points chauds ou, plutôt, du lieu des températures maximums [7].



a- Température des enroulements dans les encoches du stator en régime permanent. b- Carte de température de l'intérieur de la machine en régime permanent.

**Fig. 2. 10** Cartographies thermique des portions de machine asynchrone, obtenue par MEF [24].

Les difficultés de calcul concernent la prise en compte des écoulements des fluides (notamment les difficultés inhérentes à l'équation de *Navier-Stokes*) et des transferts convectifs et rayonnants. Afin de s'affranchir de ces dernières complications, l'approche courante consiste à n'utiliser que l'équation de

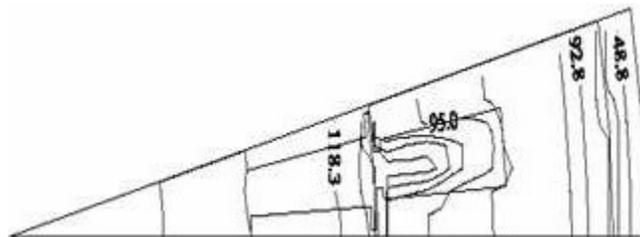
la chaleur (conduction), aussi bien dans les zones solides que fluides [8- 9]. Les conditions aux limites de type Dirichlet sont obtenues par thermographie infrarouge [8-9]. En revanche, pour notre application, ce type de modèles est inexploitable du fait des temps de calcul nécessaires [7].

L'étude de la distribution de la température dans le stator d'une machine asynchrone permet de considérer les échanges convectifs vers l'entrefer, l'air interne et l'extérieur. Des conditions aux frontières sont introduites sous forme de flux de chaleurs convectifs vers ces zones fluides [9]. Une combinaison d'un modèle éléments finis 3D au rotor et d'un réseau thermique équivalent au stator permet d'incorporer commodément les effets convectifs dans l'entrefer [9].

### B. Éléments fini 2d

Les calculs thermiques les plus simples sont généralement effectués en 2D, selon qu'il s'agit d'une vue radiale ou axiale de la machine, on ne peut considérer qu'une partie des flux de chaleur mis en jeu.

a. **Sur le plan radial**, on ne considère pas les flux de chaleur axiaux. Dans un moteur asynchrone fermé, l'hypothèse d'un flux radial est souvent adoptée et de nombreuses études ont été effectuées [8], selon cette hypothèse. Sur la figure 2. 11, [8] représente sur un pas dentaire, la géométrie et le tracé d'isothermes obtenues pour un moteur asynchrone fermé de 2.2 kW pour le point de fonctionnement nominal.

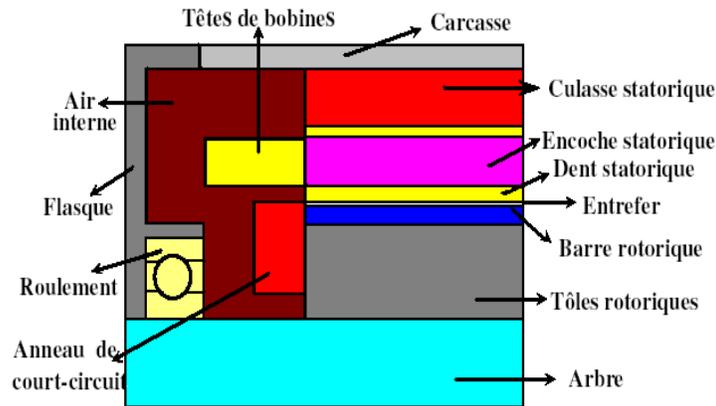


**Fig. 2. 11** Tracé des lignes isothermes (en °C) pour un moteur asynchrone de 2.2 kW [8]

b. **Sur une vue axiale** (Fig. 2.12), les modèles permettent de prendre en compte les flux de chaleur des parties frontales de la machine [25-26]. Néanmoins, on balaie des régions différentes selon la position angulaire, encoche ou dent, de sorte qu'aucune configuration étudiée ne peut faire apparaître simultanément les encoches et les dents.

Une solution possible consiste à raccorder les deux vues axiales et radiales suivant un ou plusieurs axes. Pour s'affranchir de ce choix, il est possible de définir un anneau homogène à pertes équivalentes qui tient compte des encoches et de la denture. L'étude radiale est effectuée avant l'étude axiale car les paramètres à déterminer sur la vue radiale sont moins nombreux. Les échanges par l'axe de la machine conduisent à introduire un tenseur des coefficients de conductivité sachant que les échanges sont plus réduits dans le sens axial des tôles, isolées entre elles, que dans le sens radial, alors que le

résultat est inverse pour les enroulements. Ainsi, l'étude 3D est avantageusement remplacée par deux études 2D dans deux plans perpendiculaires [9].



**Fig. 2. 12** Vue 2D axiale de la moitié d'un moteur asynchrone [9].

Les sources de chaleur du problème thermique dépendent directement du calcul de pertes. Au lieu de considérer une densité de perte constante, la connexion avec un programme spécifique de calcul des pertes en tout point, en fonction du champ magnétique et de la répartition réelle des courants, est possible. On calcule ainsi la distribution de pertes en tout point du maillage du problème électromagnétique puis, avec ce même maillage, on passe au calcul thermique en gardant cette distribution de pertes [9]

#### 2.2.2.2. CFD (dynamique des fluides computationnelles)

La CFD (Computational Fluid Dynamics), consiste à modéliser le mouvement d'un fluide par la résolution numérique des équations qui régissent ce fluide [10]. Cette approche est principalement utilisée pour la modélisation des zones fluides complexes dans la machine telles que l'entrefer [27], les cavités [28, 29].

#### 2.2.3. Comparaison entre les méthodes de modélisation thermique

L'avantage principal de l'approche analytique est son temps de calcul relativement faible et la possibilité d'intégration dans des approches systèmes. Cependant, le développeur du modèle doit investir un effort important pour la définition du circuit qui modélise au mieux les transferts de chaleur dans la machine.

La précision d'un modèle analytique dépend de son niveau de discrétisation ainsi que du choix effectué par le développeur du modèle sur les chemins thermiques. Les géométries complexes sont également difficiles à traiter. En revanche, les méthodes numériques donnent la possibilité d'étudier de telles géométries et d'offrir des informations locales sur les paramètres thermiques en chaque point de la machine. Ces méthodes permettent également le couplage avec des problèmes physiques

diverses tels que le magnétique, l'électrique et la mécanique. Cependant, ces méthodes sont onéreuses en temps de calcul et de création des modèles [10].

Deux types d'analyse numérique existent : la méthode des éléments finis (ou FEA : Finite Element Analysis) et la mécanique des fluides numériques (CFD : Computational Fluid Dynamics) [10]. La méthode des éléments finis permet de modéliser le transfert de chaleur par conduction dans les zones solides de la machine, en particulier dans les zones hétérogènes, pour les zones de contact fluide-solide, les corrélations analytiques et empiriques des coefficients de convection sont utilisées [10].

Dans plusieurs cas, les deux approches analytique et numérique sont combinées. [28] utilise un modèle CFD pour caractériser la diffusion de chaleur dans les cavités alors qu'un modèle analytique modélise thermiquement la machine. [30] réalise une comparaison des résultats obtenus en utilisant les deux approches, analytique et numérique par CFD. [31] utilise la méthode des éléments finis pour estimer les flux et la distribution des pertes fer dans la machine et applique ensuite ces résultats dans un modèle thermique nodal.

### **2.3. Méthode d'estimation de la température d'une machine asynchrone**

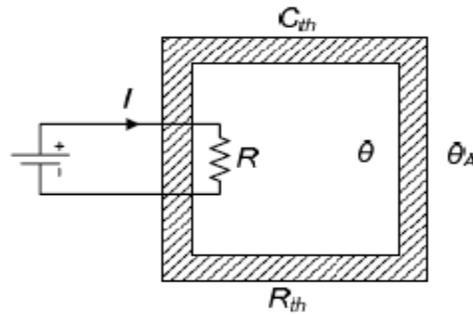
Deux approches sont possibles à base du modèle et à base des paramètres.

#### **2.3.1. Estimation de la température à base de modèle thermique**

Pour protéger le moteur à induction contre les surcharges thermiques, les fusibles [32] (Annexe A.1) les relais thermiques à microprocesseur [33, 34] sont largement utilisés pour leur simplicité. Ces dispositifs sont conçus sur la base de courbes de limite thermique (Annexe A.2), qui définit la durée de fonctionnement sécuritaire pour différentes grandeurs de courants d'entrée sous condition de rotor bloqué, accélération et condition de surcharge de fonctionnement [35]. Pour protéger le moteur, ces dispositifs font stopper le moteur une fois que la limite thermique est atteinte. Ces courbes de limite thermique sont fondamentalement équivalentes à la protection thermique qui est basée sur le modèle thermique de premier ordre [36].

##### **2.3.1.1. Modèles thermiques avec une seule constante de temps**

La plupart des relais de protection contre les surcharges du moteur à microprocesseur, représente l'état de l'art en matière de protection du moteur, s'appuie sur les modèles de transfert de chaleur du moteur pour prédire la température de l'enroulement du stator. Les modèles thermiques avec un seul condensateur thermique et une seule résistance thermique sont largement adoptés dans l'industrie [33]. Les modèles thermiques avec un seul condensateur thermique et une seule résistance thermique sont dérivés du transfert de chaleur d'un objet uniforme, comme le montre la figure 2. 13.



**Fig. 2. 13** Modèle thermique avec une seule constante de temps thermique

Les grandeurs,  $\theta$  et  $\theta_A$ , en °C, sont respectivement les températures de l'objet uniforme et de son ambiante. La puissance absorbée est déterminée par les pertes de puissance du courant  $I$ (A), sur la résistance  $R$ ( $\Omega$ ). La chaleur est dissipée à travers la frontière de l'objet uniforme (la zone ombrée de la figure 2. 13) jusqu'à la température ambiante. La résolution de l'équation de chaleur donne l'évolution de la température [32]:

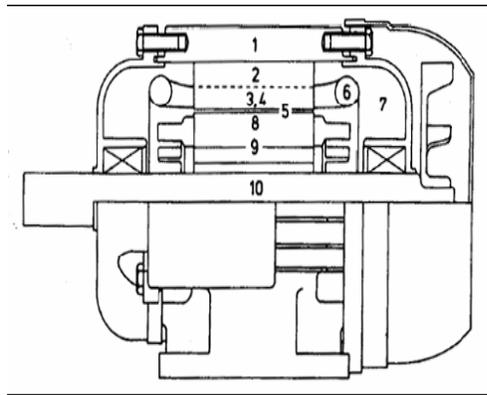
$$\theta(t) = I^2 R R_{th} (1 - e^{-\frac{t}{\tau_{th}}}) + \theta_A \quad (2.4)$$

Où :  $R_{th}$  : la résistance thermique,  $C_{th}$  : La capacité thermique,  $\tau_{th} = R_{th} C_{th}$  est la constante de temps thermique de l'objet uniforme

### 2.3.1.2. Réseaux thermiques complexes

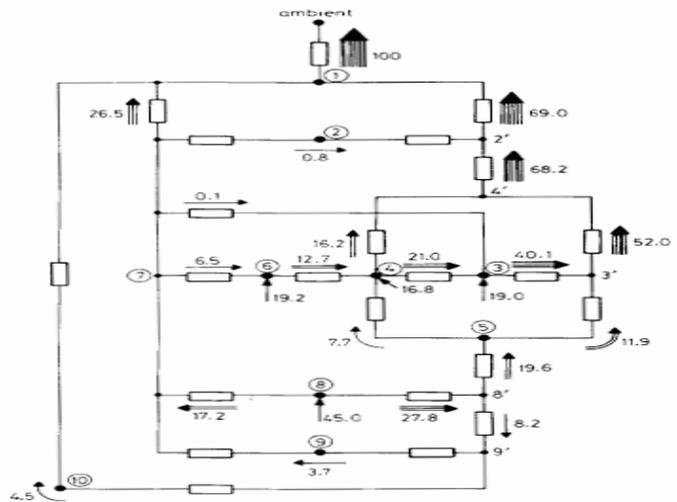
Le moteur n'est pas thermiquement homogène, l'élévation de température dans les différentes parties du moteur, telles que le stator, le rotor ou le noyau de fer, est différente. Même les zones dans la même pièce, telles que l'enroulement de l'encoche du stator et tête des bobines, ont des caractéristiques thermiques différentes. Par conséquent, des réseaux thermiques complexes ont été proposés comme un type de techniques d'estimation de température basées sur un modèle thermique [37-40].

La figure 2.14 illustre un type de réseaux thermiques complexes proposé dans la référence [37]. La figure 2.14 (a) montre la structure de la machine asynchrone à refroidissement par ventilateur (TEFC) totalement fermée ainsi que les emplacements spécifiques où la température est estimée. La figure 2.14 (b) montre comment chacun des dix composants est lié pour former un réseau d'un modèle thermique de machine asynchrone et le flux de chaleur réel entre eux. La température des composants du stator, tels que l'enroulement du stator, l'enroulement d'extrémité du stator, le noyau du stator et les dents du stator, peut être estimée à l'aide de ce modèle. Cependant, les résistances thermiques et les condensateurs doivent être évalués à l'avance à partir des dimensions physiques et des matériaux de construction du moteur [32].



(a) Construction détaillée du moteur # 1

- 1. cadre de moteur
- 3. dents du stator
- 5. entrefer
- 7. Fin chapeau d'air
- 9. fer arrière du rotor

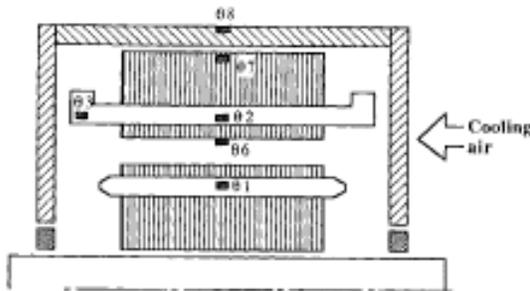


(b) Flux de chaleur à l'intérieur du moteur # 1

- 2. fer arrière du stator
- 4. encoche de stator
- 6. tête de bobine de stator
- 8. enroulement de rotor
- 10. Arbre du moteur

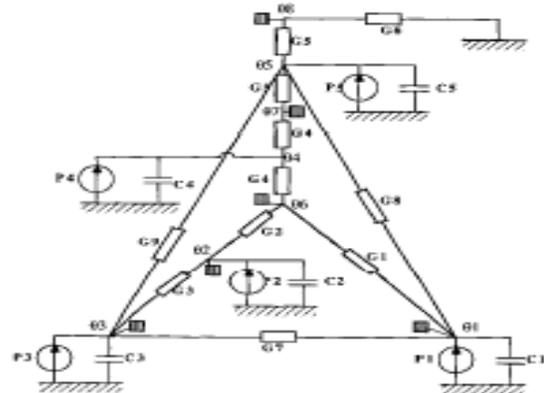
**Fig. 2. 14** Modèle thermique par un réseau thermique complexe pour la MAS #1 [32].

Pour éviter le calcul des résistances thermiques et des capacités à partir des dimensions physiques et des matériaux de construction d'une machine asynchrone, certains chercheurs proposent un réseau thermique complexe basé sur l'estimation des paramètres, comme le montre la figure 2.15 [40].



(a) Construction détaillée du moteur # 2

- 1. Centre de cage de rotor
- 3. Centre des têtes de bobine du stator
- 5. Cadre et supports d'extrémité



(b) Réseau thermique du moteur # 2

- 2. centre d'enroulement de stator intégré
- 4,6,7. Stator noyau

**Fig. 2. 15** Modèle thermique par un réseau thermique complexe pour la MAS # 2 [32].

Premièrement, les capteurs thermiques intégrés mesurent les températures à divers endroits à l'intérieur de la machine asynchrone, comme indiqué à la figure 2.15 (a). Les résistances thermiques et les capacités sont ensuite identifiées en ligne en appliquant une méthode récursive des moindres carrés sur le réseau thermique illustré à la figure 2.15 (b). Une fois les résistances thermiques et les capacités identifiées, le réseau thermique est capable de prédire les températures à différents endroits à l'intérieur du moteur.

Bien que la technique d'estimation des paramètres utilisée ici élimine la nécessité de calculer les résistances thermiques et les capacités à partir des dimensions physiques et des matériaux de construction d'une machine asynchrone, elle nécessite des mesures de température de haute précision des capteurs thermiques embarqués. Ceci est souvent impraticable pour des machines asynchrones de petite taille alimentées par le secteur pour des raisons économiques [32].

### 2.3.2. Estimation de la température à base des paramètres du moteur

Deux approches sont possibles :

#### 2.3.2.1. Estimation de la résistance à base de modèle de la machine asynchrone

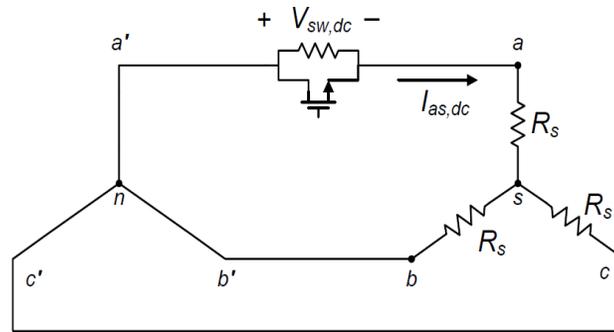
Cette méthode consiste à identifier les résistances statorique et rotorique en ligne en utilisant le modèle électrique du moteur, ensuite utiliser le lien entre la résistivité et la résistance pour estimer la température statorique et rotorique, selon la référence [4], la température est calculée par [32] :

$$R_2 = R_1 \cdot \frac{\theta_2 + \alpha}{\theta_1 + \alpha} \quad (2.5)$$

Où  $\theta_1$  représente la température de référence [ $^{\circ}\text{C}$ ] ;  $R_1$  et  $R_2$  sont les résistances [ $\Omega$ ] à température  $\theta_1$  et  $\theta_2$  respectivement ;  $\alpha$  est le coefficient de température déduit pour la résistance nulle et dépend de matériaux.

#### 2.3.2.2. Estimation de la résistance à base d'injection d'un courant continu

Cette méthode a été proposée dans les références [41, 42] se compose d'un MOSFET de puissance et d'une résistance externe connectée en parallèle, ou en installant des diodes de puissance entre l'un des phases du moteur [36]. La figure 2,16 montre le circuit équivalent en CC du moteur, la source et le circuit d'injection de CC de la source aux bornes du moteur en une phase. Le circuit d'injection de CC fonctionne en deux modes: mode d'injection (MIJ) et mode normal (MN: aucune injection), pour l'injection intermittente d'un biais CC dans le moteur [32]. Le signal de CC n'est injecté que pour 0,25 seconde toutes les 30 secondes pour limiter les effets de l'oscillation du couple [36].



**Fig. 2. 16** Circuit équivalent de CC du circuit d'injection CC et du moteur.

### 2.3.2.3. Comparaison de différents schémas d'estimation de la température

Les règles 430-32 (a) et 430-125 (b) de la référence [43] stipulent que chaque moteur doit être protégé contre les surcharges par un dispositif de protection intégré ou un dispositif de surcharge externe. Deux techniques principales d'estimation de la température d'enroulement du stator.

- Les techniques d'estimation de température à base du modèle thermique (ETMT)
- Les techniques d'estimation de température à base des paramètres (ETP).

Chacun d'eux a ses propres avantages et inconvénients. Les avantages et les inconvénients détaillés des méthodes ETMT et ETP sont résumés ci-dessous dans le tableau 2.2.

Pour les techniques d'estimation de température basées sur un modèle thermique, la température d'enroulement du stator est calculée à partir des mesures des courants du stator uniquement. Par conséquent, ils sont non intrusifs et fournissent une température d'enroulement du stator estimée dans un certain niveau de confiance. De plus, ils sont robustes et efficaces. Cependant, les fusibles temporisés à deux éléments et les modèles thermiques à une seule constante temps ne permettent pas toujours une estimation précise de la température, alors que pour les réseaux thermiques complexes on doit connaître les dimensions physiques de la machine et les matériaux de construction. La mesure de température de précision à partir de capteurs thermiques intégrés pour effectuer l'estimation des paramètres [32].

D'un autre côté, les techniques d'estimation de température basées sur des paramètres fournissent une estimation beaucoup plus précise que les techniques d'estimation de température basées sur un modèle thermique, puisque la résistance du stator est un indicateur direct de sa température. Ce type de méthode est capable de répondre à toutes les situations où les paramètres du modèle thermique changent en raison du changement

des conditions de fonctionnement de la machine ou de sa température ambiante. Puisque l'estimation de la température du stator est précise, une élévation de température excessive due à des situations de refroidissement anormales peut être détectée, ce qui n'est normalement pas possible en utilisant la méthode ETMT conventionnelle. Cependant, comme indiqué précédemment, l'estimation de résistance basée sur un modèle de machine asynchrone est très sensible aux erreurs paramétriques d'autres mesures et paramètres, tandis que l'estimation de résistance par l'injection d'un CC peut provoquer des pulsations de couple à l'intérieur de l'enroulement du moteur [32].

**Tableau 2. 2** Comparaison de différentes techniques d'estimation de la température

	Estimation de température basée sur un modèle thermique			Estimation de température basée sur les paramètres	
	Fusibles	Constante de temps unique	Réseaux thermiques complexes	basée sur le modèle	Injection du CC
<b>Avantages</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Faible coût</li> <li>Sans entretien</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>État de l'art</li> <li>Rapide et efficace</li> <li>Estimation robuste</li> <li>Besoin uniquement de courants statoriques</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Prédiction de température précise</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Rapide et efficace</li> <li>Prédiction précise de la température</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Rapide et efficace</li> <li>Structure simple</li> <li>N'a pas besoin de connaissances préalables sur les paramètres de la machine</li> </ul>
<b>Inconvénients</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Approximation grossière</li> <li>Remplacement nécessaire</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Approximation grossière</li> <li>Peut causer des fausses sorties</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Besoin de dimensions physiques de la machine et de matériaux de construction</li> <li>Besoin de mesures de température de haute précision à partir des capteurs thermiques intégrés</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Susceptible d'erreurs paramétriques ou d'erreurs de mesure pertes</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cause pulsation de couple</li> <li>Cause des pertes supplémentaires</li> </ul>

#### 2.4. Modèles adoptés pour notre application

D'après notre étude bibliographique sur la modélisation thermique des machines électriques d'un côté et qui répond à notre but d'application des observateurs d'autre côté, on a adopté les modèles de [44] pour la MCC à balais et le modèle de [45] pour la MAS.

### 2.4.1. Modèle thermique de la machine à CC avec balais

Le premier modèle utilisé par la suite a été proposé par Acarnley et al. dans [44], il s'agit d'un modèle simplifié, obtenu en considérant la dissipation de puissance et le transfert de chaleur dans la machine à CC. La puissance est dissipée par le courant d'induit circulant à travers la résistance d'induit, qui varie proportionnellement à la température.

A. L'équation électrique du moteur à CC peut être écrite comme:

$$V_a = R_{a0} (1 + \alpha \theta) i_a + L_a \frac{di_a}{dt} + k_e \omega \quad (2.6)$$

Où :

$V_a$  (V) est la tension d'induit,

$R_{a0}$  ( $\Omega$ ) est la résistance d'induit à température ambiante,

( $\alpha_{cu} = 0.004 \text{ 1 / } ^\circ\text{C}$ ) est le coefficient de température de résistance,

$\theta$  ( $^\circ\text{C}$ ) la température au-dessus de l'ambiante,

$i_a$  (A) le courant d'induit,

$L_a$  (H) l'inductance d'induit,

$k_e$  (V/rad/s) la constante de couple,

$\omega$  (rad/s) la vitesse d'induit.

B. L'équation mécanique du moteur à CC peut être écrite comme:

$$J \frac{d\omega}{dt} + b\omega + T_l = k_e i_a, \quad (2.7)$$

Où :

$J$  ( $\text{kg}\times\text{m}^2$ ) est l'inertie totale,

$b$  ( $\text{N}\times\text{m}\times\text{s}$ ) est la constante de frottement visqueuse,

$T_l$  ( $\text{N} \times \text{m}$ ) est le couple de la charge.

Les pertes de puissance ( $P_l$ ) comprennent les contributions des pertes de cuivre et les pertes de fer qui dépendent de la fréquence.

Les pertes cuivre sont proportionnelles au courant multiplié par la résistance qui dépend de la température.

Les pertes fer sont proportionnelles à la vitesse au carré pour une excitation constante multipliée par la constante de perte de fer ( $k_{ir} = 0.0041 \text{ W}/(\text{rad/s})^2$ ) [44]:

$$P_l = R_{a0} (1 + \alpha \theta) i_a^2 + k_{ir} \omega^2 \quad (2.8)$$

Le flux de chaleur de la surface d'induit du moteur à CC est directement à l'air de refroidissement et dépend des coefficients de transfert thermique à vitesse nulle ( $k_0 = 4.33 \text{ W/}^\circ\text{C}$ ) et à vitesse ( $k_T = 0.0028 \text{ rad/s}$ ) ; le flux de puissance thermique de la surface de l'induit vers la surface du moteur à CC est proportionnel à la différence de température entre le moteur et la température ambiante. Le taux de variation de température dépend de la capacité thermique ( $H = 18 \text{ KJ/}^\circ\text{C}$ ), et il est simplifié par Acarnley et al. dans [44] comme suit:

$$P_i = k_0(1 + k_T \omega)\theta + H \frac{d\theta}{dt} \quad (2.9)$$

Le modèle de la MCC avec balais dans l'espace d'état peut être écrit comme:

$$\begin{aligned} \frac{di_a}{dt} &= -\frac{R_{a0}(1 + \alpha_{cu}\theta)}{l_a} i_a - \frac{k_e}{l_a} \omega + \frac{1}{l_a} V_a \\ \frac{d\omega}{dt} &= \frac{k_e}{J} i_a - \frac{b}{J} \omega - \frac{1}{J} T_l \\ \frac{d\theta}{dt} &= \frac{R_{a0}(1 + \alpha_{cu}\theta)}{H} i_a^2 + \frac{k_{ir}}{H} \omega^2 - \frac{k_0(1 + k_T \omega)}{H} \theta \end{aligned} \quad (2.10)$$

#### 2.4.2. Modèle thermique de la machine asynchrone

Le deuxième modèle utilisé par la suite a été proposé par Al-Tayie et al. dans [45], il s'agit d'un modèle thermique simplifié d'une machine asynchrone, obtenu en considérant la dissipation de puissance et le transfert de chaleur dans la machine [45].

##### A. Équations électriques

Les équations électriques peuvent être écrit comme :

$$\begin{aligned} p \sigma i_{ds} &= -R_s(\theta_s) L_2 i_{ds} + L_m^2 \omega_r i_{qs} + R_r(\theta_r) L_m i_{dr} + L_2 L_m \omega_r i_{qr} + L_2 V_{ds} \\ p \sigma i_{dr} &= R_s(\theta_s) L_m i_{ds} - L_1 L_m \omega_r i_{qs} - R_r(\theta_r) L_1 i_{dr} - L_1 L_2 \omega_r i_{qr} + L_2 V_{qs} \\ p \sigma i_{qs} &= -L_m^2 \omega_r i_{ds} - R_s(\theta_s) L_2 i_{qs} - L_2 L_m \omega_r i_{dr} + R_r(\theta_r) L_m \omega_r i_{qr} + L_2 V_{qs} \\ p \sigma i_{qr} &= -L_1 L_m \omega_r i_{ds} - R_s(\theta_s) L_2 i_{qs} - L_1 L_2 \omega_r i_{dr} + R_r(\theta_r) L_1 i_{qr} + L_m V_{qs} \end{aligned} \quad (2.11)$$

Où :  $R_{S0}$  et  $R_{r0}$  les résistances statorique et rotorique à la température ambiante,  $L_1$  et  $L_2$  sont les inductances propres statorique et rotorique,  $L_m$  est inductance mutuelle et  $\sigma = L_1 L_2 - L_m^2$ .

##### B. Équation du couple et de la vitesse

Le comportement mécanique peut être modelé par :

$$p \omega_r = p_n L_m (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) - \frac{b}{j} \omega_r + \frac{T_L}{j} \quad (2.12)$$

Où :

$J$  ( $\text{kg}\times\text{m}^2$ ) est l'inertie totale,  $b$  ( $\text{N}\times\text{m}\times\text{s}$ ) est la constante de frottement visqueuse,  $Tl$  ( $\text{N} \times \text{m}$ ) est le couple de la charge.

### C. Equations du comportement thermique

Le modèle thermique est dérivé en considérant de la dissipation de puissance, le transfert thermique et le taux d'élévation de la température dans le stator et dans le rotor. Les pertes de puissance du stator ( $P_{L1}$ ) incluent des contributions des pertes cuivre et des pertes fer dépendantes de la fréquence [45].

$$p L_1 = (i_{qs} i_{dr} - i_{ds} i_{qr}) R_s (\theta_s) + k_{ir} \omega_r \quad (2.13)$$

Où:  $k_{ir}$  est la constante de perte de fer.

Les pertes de puissance ( $P_{L2}$ ) de rotor sont dominées par la contribution de perte de cuivre si le moteur est actionné à une valeur basse de glissement, ainsi [45] :

$$p L_2 = (i_{dr}^2 - i_{qr}^2) R_2 (\theta_2) \quad (2.14)$$

Le transfert de chaleur se fait essentiellement par conduction thermique des parties actives internes vers le milieu ambiant où la chaleur est cédée par convection et rayonnement, L'écoulement de chaleur de rotor est directement à l'air de refroidissement avec le coefficient de transfert thermique  $k_2$ , ou à travers entrefer au stator avec le coefficient de transfert thermique  $k_3$  [45].

$$p L_r = k_2 \theta_r + H_r p \theta_r + k_3 (\theta_r - \theta_s) \quad (2.15)$$

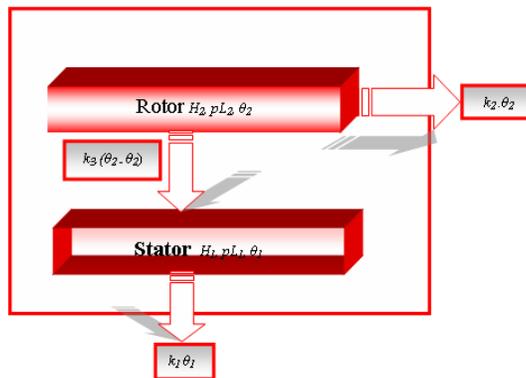
Où :  $H_1$  est la capacité thermique du stator.

L'écoulement de chaleur de stator est directement à l'air de refroidissement avec le coefficient de transfert thermique  $k_1$ .

$$p L_s = k_1 \theta_s + H_s p \theta_s - k_3 (\theta_r - \theta_s) \quad (2.16)$$

Où :  $H_2$  est la capacité thermique du rotor.

Une représentation simple de l'écoulement de chaleur supposée est donnée dans la figure 2.17.



**Fig. 2. 17** Structure du modèle thermique du moteur

Pour un moteur asynchrone avec ventilateur monté axialement, les coefficients de transfert thermique dépendent de la vitesse du rotor. Cette dépendance a été modélisée approximativement par un ensemble de rapports linéaires :

$$\begin{aligned} k_1 &= k_{10}(1+k_{1\omega}\omega_r) \\ k_2 &= k_{20}(1+k_{2\omega}\omega_r) \\ k_3 &= k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r) \end{aligned} \quad (2.17)$$

Où :  $k_{10}$ ,  $k_{20}$  et  $k_{30}$  sont les coefficients de transfert de puissance thermiques à vitesse nulle et  $k_{1\omega}$ ,  $k_{2\omega}$  et  $k_{3\omega}$  présentent la variation de transfert de puissance thermique avec la vitesse.

Les équations précédentes nous permettent écrire :

$$\begin{aligned} p\theta_1 &= \frac{R_1(\theta_1)}{H_1}(i_{ds}^2 + i_{qs}^2) + \frac{k_{1r}}{H_1}\omega_r^2 - \frac{k_{10}(1+k_{1\omega}\omega_r)}{H_1}\theta_1 + \frac{k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r)}{H_1}(\theta_1 - \theta_2) \\ p\theta_2 &= \frac{R_2(\theta_2)}{H_2}(i_{dr}^2 + i_{qr}^2) - \frac{k_{20}(1+k_{2\omega}\omega_r)}{H_2}\theta_2 - \frac{k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r)}{H_2}(\theta_1 - \theta_2) \end{aligned} \quad (2.18)$$

Le rapport linéaire supposé entre la résistance et la température doit être pris en considération pour la résistance du stator et du rotor.

$$\begin{aligned} R_s(\theta_s) &= R_{s0}(1+\alpha_s\theta_s) \\ R_r(\theta_r) &= R_{r0}(1+\alpha_r\theta_r) \end{aligned} \quad (2.19)$$

Où :  $R_{s0}$  et  $R_{r0}$  les résistances statorique et rotorique à la température ambiante  $\alpha_s$  et  $\alpha_r$  leurs coefficients thermiques respectivement.

Le modèle de la MAS peut être réarrangé dans l'espace d'état selon le format suivant.

$$\begin{aligned} pi_{ds} &= -\frac{R_{10}L_2}{\sigma}i_{ds} + \frac{L_m^2\omega_r}{\sigma}i_{qs} + \frac{R_{20}L_m}{\sigma}i_{dr} + \frac{L_2L_m\omega_r}{\sigma}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{ds}}{\sigma}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2L_m i_{dr}}{\sigma}\theta_2 + \frac{L_2}{\sigma}V_{ds} \\ pi_{qs} &= -\frac{L_m^2\omega_r}{\sigma}i_{ds} - \frac{R_{10}L_2}{\sigma}i_{qs} - \frac{L_2L_m\omega_r}{\sigma}i_{dr} + \frac{R_{20}L_m}{\sigma}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{qs}}{\sigma}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2\theta_2L_m}{\sigma}i_{qr} + \frac{L_2}{\sigma}V_{ds} \\ pi_{dr} &= \frac{R_{10}L_m}{\sigma}i_{ds} - \frac{L_1L_m\omega_r}{\sigma}i_{qs} - \frac{R_{20}L_1}{\sigma}i_{dr} - \frac{L_1L_2\omega_r}{\sigma}i_{qr} + \frac{R_{10}\alpha_1L_m i_{ds}}{\sigma}\theta_1 - \frac{R_{20}\alpha_2L_1 i_{dr}}{\sigma}\theta_2 + \frac{L_m}{\sigma}V_{qs} \\ pi_{qr} &= -\frac{L_1L_m\omega_r}{\sigma}i_{ds} - \frac{R_{10}L_2}{\sigma}i_{qs} - \frac{L_1L_2\omega_r}{\sigma}i_{dr} + \frac{R_{20}L_1}{\sigma}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{qs}}{\sigma}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2L_1 i_{qr}}{\sigma}\theta_2 + \frac{L_m}{\sigma}V_{qs} \\ p\omega_r &= \frac{PL_m(i_{qs}i_{dr} - i_{qr}i_{ds})}{j} - \frac{b}{j}\omega_r - \frac{T_L}{j} \\ p\theta_1 &= \frac{R_{10}(1+\alpha_1\theta_1)(i_{ds}^2 + i_{qs}^2)}{H_1} + \frac{k_{1r}}{H_1}\omega_r^2 + \frac{(k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r) - k_{10}(1+k_{1\omega}\omega_r))}{H_1}\theta_1 - \frac{k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r)}{H_1}\theta_2 \\ p\theta_2 &= \frac{R_{20}(1+\alpha_2\theta_2)(i_{dr}^2 + i_{qr}^2)}{H_2} - \frac{k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r)}{H_2}\theta_1 + \frac{(k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r) - k_{20}(1+k_{2\omega}\omega_r))}{H_2}\theta_2 \end{aligned} \quad (2.20)$$

## 2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, on a donné un état de l'art sur la modélisation thermique des machines électriques, et on a vu que les méthodes de modélisation thermique des machines électriques peuvent être classées en deux grandes familles soit la méthode analytique ou nodale soit les méthodes numériques afin de choisir la méthode applicable pour le processus d'estimation d'état pour la machine à CC et pour la machine asynchrone, par la suite on a détaillé les deux modèles.

## Références

- [1] H. Mellab, K.E Hemsas and R. Taleb, *Intelligent Sensor Based Bayesian Neural Network for Combined Parameters and States Estimation of a Brushed DC Motor*, **International Journal of Advanced Computer Science and Applications (ijacsa)**, vol. 7, no.7, pp.230–235 2016.
- [2] J. Kaye, S.W. Gouse, *Thermal analysis of a small D-C Motor; Part I. dimensional analysis of combined thermal and electrical processes*, **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and Systems**, vol. 75, no. 3, pp. 1463–1467, 1956.
- [3] J. Kaye, S.W. Gouse, E.C. Elgar, *Thermal analysis of a small D-C Motor; Part II. Experimental study of steady-state temperature distribution in a D-C Motor with correlations based on dimensional analysis*, **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers. Part III: Power Apparatus and Systems**; vol.75, no. 3, pp.1468–1486, 1956.
- [4] S.B. Lee, T.G. Habetler, R.G. Harley, D.J. Gritter, *An evaluation of model-based stator resistance estimation for induction motor stator winding temperature monitoring*, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 17, no. 1, pp. 7–15, Mar 2002.
- [5] S.B. Lee, T.G. Habetler, R.G. Harley, D.J. Gritter, *A stator and rotor resistance estimation technique for conductor temperature monitoring*, **Proc. IEEE Ind. Appl. Conference, Rome, Italy, Italy**, IEEE: vol. 1, pp. 381–387, 2000.
- [6] H. Mellab, *Estimation des grandeurs intrinsèques d'une machine asynchrone*, **mémoire de magister**, université de Ferhat Abbas Sétif, 2009.
- [7] E. Foulon, *surveillance thermique de la machine asynchrone*, **thèse de doctorat**, université de Nantes, Saint Nazaire, 2005.
- [8] R. Glises, A. Miraoui, J.M. Kauffmann, *Thermal modelling for an induction motor*, **Journal de Physique III**, vol. 3, no. 9, pp. 1849–1859, septembre 1993.
- [9] M. Smail, *Modélisation électromagnétique et thermique des moteurs à induction, en tenant de compte des harmoniques d'espace*, **thèse de doctorat** ; Institut National Polytechnique de Lorraine, 2004.
- [10] B. Assaad, *Contribution à la prise en compte des aspects thermiques des machines électriques dans un environnement mécatronique*, **thèse de doctorat**, université de technologie de Compiègne, 2015.
- [11] D. Gerling, G. Dajaku, *Novel lumped-parameter thermal model for electrical systems*, In: **Power Electronics and Applications, European Conference on. IEEE**, pp. P.1–P.10, 2005.
- [12] Z. Lazarevic, R. Radosavljevic, P. Osmokronic, *A novel approach for temperature estimation in squirrel-cage induction motor without sensors*, **IEEE Trans. Instrum. Meas.**, vol. 48, no. 3, pp. 753–757, Jun 1999.
- [13] R. Dejan, P. Matic, V. Vasic, *The new method for estimation of stator winding temperature and thermal protection of low voltage induction motor*, **9th International conference on Power Electronics and Motion Control, EPE – PEMC, Kosice**, pp. 6-129–6-134, 5-7 September 2000.

- [14] J.F. Moreno, F.P. Hidalgo, M.D. Martinez, Realisation of tests to determine the parameters of the thermal model of an induction machine, **IEE Proc.-Electr. Power Appl.**, vol. 148, no. 5, September 2001.
- [15] K.D. Hurst, T.G. Habetler, A self-tuning thermal protection scheme for induction machines, **Power Electronics Specialists Conference, PESC '96 Record., 27th Annual IEEE, Baveno, Italy, vol. 2**, pp. 1535–1541, 23-27 June 1996.
- [16] K.D. Hurst, T.G. Habetler, A thermal monitoring and parameter tuning scheme for induction machines, **Proc. IEEE Ind. Appl. Conference, IEEE-IAS Annu. Meeting, New Orleans, LA, USA, USA, IEEE: vol. 1**, pp. 136–142, 1997.
- [17] J.T. Boys, M.J. Miles, Empirical thermal model for inverter-driven cage induction machines, **Electric Power Applications, IEE Proceedings**, vol. 141, no. 6, pp. 360–372, Nov 1994.
- [18] R. Beguenane, M.E.H. Benbouzid, Induction motors thermal monitoring by means of rotor resistance identification, **Electric Machines and Drives Conference Record, 1997, IEEE International**, pp. TD2/4.1–TD2/4.3, 1997.
- [19] R. Beguenane, M.E.H. Benbouzid, Induction motors thermal monitoring by means of rotor resistance identification, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 14, no. 3, pp. 566–570, Sept. 1999.
- [20] B. Asaii, B. Moghtaderi, S. Sathiakumar, D.F. Gosden, A new thermal model for EV induction machine drives, **1996 IEEE Workshop on Power Electronics in Transportation, Dearborn, Michigan, IEEE**, pp. 175–182, 24 - 25 Oct 1996.
- [21] H. Kubota and K. Matsuse, Speed Sensorless Field-Oriented Control of Induction Motor with Rotor Resistance Adaptation, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 30, no. 5, pp. 1219–1224, 1994.
- [22] M.S.N. Said, M.E.H. Benbouzid, H-G diagram-based rotor parameters identification for induction motors thermal monitoring, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 15, no. 1, pp. 14–18, March 2000.
- [23] H. Mellah, K.E Hemsas, Multiphysics Modeling of IM, **Journée des Doctorants, Département d'Electrotechnique, Faculté de Technologie, UFAS, SETIF, 25 Avril 2012**.
- [24] E. Chauveaux, Contribution au calcul électromagnétique et thermique des machines électriques – Application à l'étude de l'influence des harmoniques sur l'échauffement des moteurs asynchrones, **thèse de doctorat, université de Nantes, Saint Nazaire, 2001**.
- [25] Y. Huai, R.V.N. Melnik, P.B. Thogersen, Computational analysis of temperature rise phenomena in electric induction motors, **Applied Thermal Engineering Journal**, vol. 23, no. 7, pp. 779–795, 2003.
- [26] M. Smaïl, R. Ibtouen, O. Toubami, N. Nouali, M. Benbaddadi, Application of lumped parameters and finite element methods to the thermal modeling of an induction motor, **IEEE International Electrical Machines and Drives Conference, IEMDC 2001, Boston (USA)**, pp. 505–507, 18-22 June, 2001.
- [27] K. Kuosa, P. Sallinen, J. Larjola, Numerical and experimental modelling of gas flow and heat transfer in the air gap of an electric machine, **Journal of Thermal Science**, vol. 13, no. 3, pp. 264–278, 2004.
- [28] J.F. Trigeol, Y. Bertin, P. Lagonotte, Thermal modeling of an induction machine through the association of two numerical approaches, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 21, no. 2, pp. 314–323, June 2006.
- [29] C. Micalef, End winding cooling in electric machines, **thèse de doctorat, University of Nottingham, 2006**.
- [30] Z. Kolondzovski, P. Sallinen, A. Arkkio, Thermal analysis of a high speed PM machine using numerical and thermal-network method, In **XIX International Conference on Electrical Machines (ICEM)**, pp. 1–6, Sept 2010.
- [31] J. Legranger, G. Friedrich, S. Vivier, J.C. Mipo, Combination of Finite-Element and Analytical Models in the Optimal Multidomain Design of Machines: Application to an Interior Permanent-Magnet Starter Generator, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 46, no. 1, pp. 232–239, Jan 2010.

- [32] Z. Gao, *Sensorless Stator Winding Temperature Estimation for Induction Machines*, **thèse de doctorat**, School of Electrical and Computer Engineering, université de Georgia Institute of Technology, 2006.
- [33] S. E. Zocholl, *Motor analysis and thermal protection*, **IEEE Trans. Power Deliv.**, vol. 5, pp. 1275–1280, 1990.
- [34] S. E. Zocholl and G. Benmouyal, *Using thermal limit curves to define thermal models of induction motors*, Proc. **28th Annu. West. Prot. Relay Conf.**, Spokane, WA, pp. 1–14, 2001.
- [35] *IEEE guide for the presentation of thermal limit curves for squirrel cage induction machines*, IEEE Standard 620-1996, August 1996.
- [36] P. Zhang, *Active thermal protection for induction motors fed by motor control devices*, **thèse de doctorat**, School of Electrical and Computer Engineering, université de Georgia Institute of Technology, 2010.
- [37] P.H. Mellor, D. Roberts, D.R. Turner, *Lumped parameter thermal model for electrical machines of TEFC design*, **IEE Proc. Electr. Power Appl.**, vol. 138, no. 3, pp. 205–218, 1991.
- [38] R. De Doncker, A. Vandenput, W. Geysen, *Thermal models of inverter fed asynchronous machines suited for adaptive temperature compensation of field-oriented controllers*, in **Conf. Rec. IEEE-IAS Annual Meeting**, vol.1, pp. 132–139, 1986.
- [39] H. Nestler, P. K. Sattler, *On-line estimation of temperatures in electrical machines by an observer*, **Electr. Mach. Power Syst.**, vol. 21, no. 1, pp. 39–50, January/February 1993.
- [40] G. Champenois, D. Roze, D.S. Zbu, *Electrical and thermal performance predictions in inverter-fed squirrel-cage induction motor drives*, **Electr. Mach. Power Syst.**, vol. 22, no. 3, pp. 355–369, May/June 1994.
- [41] S. B. Lee, T.G. Habetler, *An online stator winding resistance estimation technique for temperature monitoring of line-connected induction machines*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 39, no. 3, pp. 685–694, May/June 2003.
- [42] S. B. Lee, T.G. Habetler, *A remote and sensorless thermal protection scheme for small line-connected ac machines*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 39, no. 5, pp. 1323–1332, September/October 2003.
- [43] *National Electrical Code Handbook. (8th Ed.)*. National Fire Protection Association, 1999.
- [44] P.P. Acarnley, J.K. Al-Tayie, *Estimation of speed and armature temperature in a brushed DC drive using the extended Kalman filter*, **IEE Proc. Electr. Power Appl.**, vol.144, no. 1, pp. 13–19, Appl 1997.
- [45] J.K. Al-Tayie, P.P. Acarnley, *Estimation of speed, stator temperature and rotor temperature in cage induction motor drive using the extended Kalman filter algorithm*, **IEE Proc. Electr. Power Appl.**, , vol. 144, no. 5, pp. 301–309, Sep 1997.

## Chapitre 3 FKE et RNA

---

3.1. Introduction .....	61
3.2. Historique .....	61
3.3. Estimateurs d'état .....	61
3.4. Filtre de Kalman étendu (FKE) .....	65
3.5. Réseaux de neurones artificiels (RNA) .....	68
3.6. Structure et classification des RNA .....	73
3.7. Conclusion .....	79

---

### 3.1. Introduction

Dans le chapitre précédent, on a donné un état de l'art qui nous a permis de cibler un choix du modèle thermique de la MCC et de la MAS qui répond à notre exigence d'application du FKE et les RNA. Dans ce chapitre, on présente les outils utilisés par la suite pour l'estimation des grandeurs internes des deux machines.

### 3.2. Historique

Le traitement de données incluant des variables aléatoires date des années 1800 à partir des apports techniques de Gauss, qui a inventé la méthode des moindres carrés déterministes. Un siècle plus tard, la théorie de l'estimation progresse, avec Fisher qui, à travers la notion de densité de probabilité, introduit l'approche du maximum de vraisemblance. Wiener a mis au point, dans les années quarante, un filtre optimal en utilisant la théorie des processus aléatoires. Kolmogoroff, dans la même période, traite le problème numérique que Wiener avait résolu dans le cas continu. Les travaux de Wiener ont, par la suite, été étendus pour des systèmes non linéaires [1]. Kalman a donné les fondations mathématiques des filtres de Kalman aux années 60 [2], Ce filtre, qui est un observateur, au sens de l'automatique, est parfaitement intégré dans la théorie de l'estimation [1].

### 3.3. Estimateurs d'état

On utilise souvent le principe du retour d'état (placement de pôles par exemple), pour la commande des processus physiques dont les seules grandeurs accessibles sont les variables d'entrées et de sorties,

donc, il est nécessaire de reconstruire l'état non mesurable du modèle choisi, à partir de ces grandeurs mesurables, pour élaborer sa commande [3].

Il existe d'autres raisons nécessitant l'estimation de l'état d'un processus physique ; en effet, si les différentes composantes peuvent être intéressantes du point de vue physique et que l'on ne connaît pas de capteurs susceptibles d'en fournir l'information, ou si les capteurs peuvent être peu fiables ou chers, l'utilisation d'un estimateur devient nécessaire. Ils peuvent être reconstitués soit par [4] :

- Des estimateurs placés en boucle ouverte (Fig.3.1).
- Des observateurs corrigeant les variables estimées en boucle fermée.

Un reconstituteur d'état ou estimateur est un système ayant comme entrée, les entrées et les sorties du processus réel, et dont la sortie est une estimation de l'état de ce processus [1].

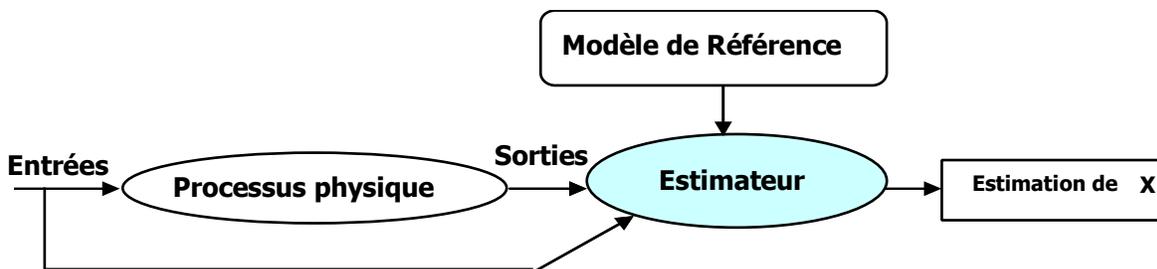


Fig. 3. 1 Schéma fonctionnel d'un estimateur d'état, d'un processus physique [1]

### 3.3.1. Classification des observateurs

Il existe de nombreuses techniques d'observation. Elles diffèrent en fonction de la nature du système considéré, de l'environnement considéré et, en fin, de la dimension du vecteur d'état à estimer [4].

#### 3.3.1.1. En fonction de la nature du système considéré

Ces observateurs peuvent être classés en deux grandes catégories:

##### A. Observateurs pour les systèmes linéaires

Initialement les systèmes abordés ont été les systèmes linéaires, pour lesquels les observateurs de Kalman et Luenberger ont donné de bons résultats. Le FK est utilisé dans le cas des systèmes stochastiques en minimisant la matrice de covariance de l'erreur d'estimation, et l'observateur de Luenberger a été utilisé pour les systèmes linéaires déterministes [5]. Ces observateurs dont la construction du gain est basée sur la matrice  $[A]$  du système qui est invariant dans le temps [6].

##### B. Observateurs pour les systèmes non linéaires

Dans le cas des systèmes non linéaires, cas de la plupart des procédés industriels l'observation d'état est un peu plus délicate et il n'existe pas, à l'heure actuelle, de méthode universelle pour la synthèse d'observateurs [5] et particulièrement pour les systèmes MIMO [7]. Les approches envisageables sont soit une extension des algorithmes linéaires, soit des algorithmes non linéaires spécifiques. Dans le

premier cas, l'extension est basée sur une linéarisation du modèle autour d'un point de fonctionnement. Pour le cas d'algorithmes non linéaires spécifiques, les nombreuses recherches menées sur ce sujet ont donné naissance à de nombreux algorithmes d'observation, à titre d'exemple on cite le FKE et l'observateur de Luenberger étendu, observateurs à grand gain [5].

### **3.3.1.2. En fonction de l'environnement considéré**

Deux grandes familles d'observateurs se distinguent :

#### **A. Observateurs de type déterministes**

Ce sont les observateurs qui ne prennent pas en compte les bruits de mesures et les fluctuations aléatoires des variables d'état : l'environnement est déterministe. Parmi ces observateurs nous pouvons citer l'observateur de Luenberger [4]. L'adoption d'une approche déterministe pour l'estimation d'état d'un système physique suppose une connaissance exacte de son modèle d'état. Cette approche néglige également les notions d'incertitudes et de fluctuations aléatoires. Or, toute observation physique est perturbée par des signaux parasites qui ont des causes diverses internes ou externes aux dispositifs de mesures. Quand les bruits (signaux parasites) sont faibles, l'approche déterministe peut s'avérer suffisante. Cependant, pour atteindre de hautes performances, il faut augmenter la précision des variables estimées [6]. Parmi ces observateurs nous pouvons citer l'observateur de Luenberger [4-7].

#### **B. Observateurs de type stochastiques**

Ces observateurs donnent une estimation optimale des états en se basant sur des critères stochastiques. Leurs observations se basent sur la présence du bruit dans le système, ce qui est souvent le cas. L'algorithme du FK illustre bien cette application. Dans l'approche stochastique, il y a un lien très précis entre le placement des pôles de l'estimateur et les paramètres statistiques des bruits. En effet, étant donné la description des bruits, le choix de la matrice de gain est optimal au sens de la variance minimale des valeurs estimées [4, 6]. Dans le cas stochastique, qui est plus général, on peut prendre en compte les bruits du système et les bruits des mesures. La structure de base d'un observateur stochastique est semblable à celle d'un observateur d'état déterministe. Cependant, les gains du filtre sont calculés à partir des paramètres du modèle d'état du processus et des lois de probabilité des bruits [4].

### **3.3.1.3. En fonction de la dimension du vecteur d'état**

Les observateurs du flux peuvent être classés en deux familles [4] :

#### **A. Observateurs d'ordre complet (d'ordre plein)**

Un observateur d'ordre plein permet de reconstruire entièrement le vecteur d'état, donc on estime tout le vecteur d'état [8]. Remarquons que ces observateurs nécessitent un temps de calcul long [4].

## **B. Observateurs d'ordre réduit**

Ces observateurs donnent les informations sur les variables d'état non mesurables, ce qui réduit la dimension du vecteur d'état estimé [8]. Ces observateurs nécessitent moins temps de calcul que ceux d'ordre complet. Ces observateurs jouent un rôle important dans l'application en temps réel [4, 5].

Remarque : Dans la littérature spécialisée, le terme d'observateur d'état est réservé pour une estimation d'état déterministe et le terme filtre pour le cas stochastique [4].

Par la suite, le filtre stochastique d'ordre complet de Kalman a été retenu. Comme le fonctionnement de ce filtre est en présence du bruit, la quantification de ces bruits (état et mesure) est essentielle pour le bon fonctionnement du filtre. Il est intéressant de rappeler les différentes sources de ces bruits.

### **3.3.2. Notions sur les bruits d'état et de mesure**

#### **3.3.2.1. Bruits d'état**

Le bruit d'état rend compte des imperfections du modèle par rapport à la machine réelle. Les principales approximations effectuées correspondent aux hypothèses qui ont permis d'élaborer le modèle dynamique de la machine. En général, une machine n'est pas rigoureusement symétrique et la répartition du flux dans l'entrefer n'est pas rigoureusement sinusoïdale (hypothèses simplificatrices). Ces phénomènes, dus principalement à la fabrication de la machine, engendrent des harmoniques dans les tensions et les courants de la machine. La machine présente en général, des pertes fer qui sont difficiles à identifier et compliquent l'expression mathématique du modèle d'état si on veut les prendre en compte dans la modélisation. Cependant, pour des machines dont la fabrication est fine, ces aspects ne sont pas en général prépondérants dans les termes de bruit [4].

Dans le cas d'une estimation d'état sans extension aux paramètres de la machine, les termes prépondérants de bruit d'état sont dus aux variations des paramètres de la machine. Ce type de bruit est engendré par l'échauffement des enroulements de la machine. Il provoque un accroissement des résistances statoriques. En effet, la résistivité d'un conducteur augmente avec la température [6].

Il existe d'autres sources de bruits d'état qui affectent le système. Il s'agit du bruit d'état introduit par l'onduleur. L'influence d'une incertitude sur la mesure de la vitesse mécanique (pour réactualiser la matrice d'état  $[A]$  dans chaque période d'échantillonnage) peut introduire un bruit d'état surtout lorsqu'on suppose que la période d'échantillonnage n'est pas négligeable devant les constantes de temps mécaniques [4].

### 3.3.2.2. Bruits de mesure

Les bruits de mesure concernent la chaîne de mesure des courants de ligne, c'est-à-dire les capteurs et les convertisseurs analogiques-numériques (CAN). Il y a donc principalement deux sources de bruits : un bruit analogique, dû au capteur, et un bruit de quantification dû au CAN. Le bruit résultant dépend de l'amplitude de chacun de ces bruits [4].

### 3.3.3. Filtre de Kalman linéaire (FKL)

Kalman repose sur l'hypothèse qu'un processus aléatoire peut être modélisé comme étant la sortie d'un système linéaire gouverné par un bruit blanc. Les systèmes sont représentés par des équations différentielles, l'estimation optimale donnée par Kalman est la solution d'une équation différentielle dont les coefficients sont déterminés par les propriétés statistiques des processus [1].

Le FK peut être appliqué à des signaux numériques, avec une représentation d'état du processus. Le vecteur d'état du processus est l'information que l'on cherche à extraire du bruit additionnel. Le FK, est un observateur donnant la prédiction ou l'estimation du vecteur d'état. Dans un *environnement stochastique*, lorsque les variances des bruits sont connues, c'est le meilleur observateur [11]. De plus, si les bruits blancs sont gaussiens, il est optimal, c'est-à-dire que, de tous les observateurs, c'est celui dont la variance de l'erreur d'observation est la plus faible. Le FK permet de pondérer l'information a priori  $\hat{x}(k)$  avec des mesures réalisées en fonctionnement  $y(k)$ .

### 3.4. Filtre de Kalman Etendu (FKE)

Les techniques d'asservissement sont fréquemment applicables aux différents systèmes, que ce soient linéaires ou non. Il est certain que, par rapport à la théorie du filtrage linéaire qui permet de développer des algorithmes simples et efficaces, le filtrage non linéaire conduit à de mauvais résultats, dans la mesure où il présente un caractère moins général et moins achevé. La difficulté essentielle réside en environnement non linéaire. Comme le processus à étudier est non linéaire, et de plus l'influence des paramètres des inconnus dans le modèle d'état (vitesse angulaire), donc on utilise le FKE, qui est une extension du FKL pour les systèmes non linéaires [12- 14].

Le principe de cette version étendu du FK consiste à appliquer un filtrage linéaire sur un système non linéaire, linéarisé autour d'un point de fonctionnement [3].

L'algorithme du FKE est une technique de calcul largement utilisée dans le domaine du filtrage non linéaire. Le FKE [3] est une extension de l'algorithme de l'estimateur de Kalman linéaire adaptée aux systèmes non linéaires, c'est le cas du processus en question.

$$\begin{aligned}\frac{dx}{dt} &= f(X(t), U(t), t) + W(t) \\ Y(t) &= h(X(t), t) + V(t)\end{aligned}\quad (3.1)$$

Si les variations d'amplitude des signaux de commande ne sont pas trop importantes, il suffit en effet, de se baser sur une linéarisation du premier ordre du système, autour d'un point de fonctionnement [13]. Le développement en série de *Taylor* autour du point connu :  $X_{k/k} = \hat{X}_{k/k}$  appliquer à l'équation (3.1) s'écrit :

$$\begin{aligned}X[k+1] &\approx f(\hat{X}_{(k/k)}, U(k), k) + \frac{df}{dX}(\hat{X}_{(k/k)}, U(k), k)(X_{(k/k)} - \hat{X}_{(k/k)}) + W_{(k)} \\ Y[k] &\approx h(X_{(k/k)}, k) + \frac{dh}{dX}(\hat{X}_{(k/k)}, k)(X_{(k/k)} - \hat{X}_{(k/k)}) + V_{(k)}\end{aligned}\quad (3.2)$$

Sachant que la série de *Taylor* est la suivante :

$$f(x) = f(x_0) + f^{(1)}(x_0)(x - x_0) + f^{(2)}(x_0)\frac{(x - x_0)^2}{2!} + \dots + f^{(n)}(x_0)\frac{(x - x_0)^n}{n!} + \dots + f^{(n+1)}(x_0)\frac{(x - x_0)^{n+1}}{(n+1)!} + \dots$$

Avec :  $W_k$  et  $V_k$  sont des vecteurs qui représentent les bruits du système et de mesure, respectivement, ils sont indépendants, de moyennes nulles et gaussiens.

L'équation (3.2) peut être écrite sous la forme :

$$\begin{aligned}X[k+1] &= F[k]X[k] + S[k] + W[k] \\ Y[k] &= H[k]X[k] + Z[k] + V[k]\end{aligned}\quad (3.3)$$

$$\text{Avec : } F[k] = F(X_{(k/k)}, U_{(k)}, k) = \left\{ \frac{df}{dx} \right\}_{x=\hat{x}_k} \quad \text{et} \quad H[k] = H(X_{k/k}, k) = \left\{ \frac{dh}{dx} \right\}_{x=\hat{x}_k}$$

$F[k]$  est la matrice d'état,  $H[k]$  est la matrice d'observabilité et  $Y[k]$  est la matrice de sortie.

Et les termes connus :

$$\begin{aligned}S[k] &= f(\hat{X}_{(k/k)}, U(k), k) - \frac{df}{dX}(\hat{X}_{(k/k)}, U(k), k) \cdot \hat{X}_{(k/k)} \\ Z[k] &= h(X_{(k/k)}, k) - \frac{dh}{dX}(\hat{X}_{(k/k)}, k) \cdot \hat{X}_{(k/k)}\end{aligned}\quad (3.4)$$

### 3.4.1. Etape de prédiction

L'étape de prédiction s'écrit alors :

$$\hat{X}_{(k+1/k)} = F(\hat{X}_{(k/k)}) + B_d U_{(k)}$$

Par un développement limité du premier ordre de la fonction de transition  $f(x)$  autour de l'état estimé, l'algorithme devient alors comme suit [13] :

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k+1/k} &= F\left(\hat{X}_{(k/k)}\right) + B_d U_{(k)} \\ \hat{X}[k+1] &= F\left(X[k]\right) + B_d U[k] + W[k] \\ \Rightarrow \hat{X}_{(k+1)} &\approx F\left(\hat{X}_{(k/k)}\right) + \frac{df}{dx}\left(\hat{X}_{(k/k)}\right)\left(X_k\right) - \hat{X}_{(k/k)} + B_d U_{(k)} + W_{(k)} \end{aligned}$$

La valeur approchée de l'erreur de prédiction  $\tilde{X}_{(k+1)}$ , est donc :

$$\begin{aligned} \tilde{X}_{(k+1)} &= X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k)} \\ \tilde{X}_{(k+1)} &\approx \frac{df}{dx}\left(\hat{X}_{(k/k)}\right)\left(X_{(k)} - \hat{X}_{(k/k)}\right) + W_{(k)} \end{aligned} \tag{3.5}$$

Pour calculer la matrice de covariance de l'erreur [P], le système a été linéarisé autour de  $\hat{X}_{(k/k)}$

$$P_{(k+1/k)} = A_k P_{(k/k)} A_k^T + Q_k \tag{3.6}$$

Avec :  $A_k = \frac{df}{dx}\left(\hat{X}_{(k/k)}\right)$  et  $[Q_k]$  est appelé matrice de covariance du bruit d'état.

### 3.4.2. Etape de correction

De même, cette étape, correspond à une correction de l'état prédite à partir de l'innovation.

$$\hat{X}_{(k+1/k+1)} = \hat{X}_{(k+1/k)} + K_{(k+1)}\left(Y_{(k+1)} - H\left(X_{(k+1/k)}\right)\right) \tag{3.7}$$

Un développement limité du premier ordre de la fonction d'observation  $H(x)$ , autour de l'état prédit, permet alors de calculer une valeur approchée de l'erreur d'estimation  $\tilde{X}_{(k+1/k+1)}$  et donc une approximation de la covariance [13].

$$H\left(X_{(k+1)}\right) \approx H\left(\hat{X}_{(k+1/k)}\right) + \frac{dh}{dx}\left(\hat{X}_{(k+1/k)}\right)\left(X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k)}\right) \tag{3.8}$$

Donc :

$$\begin{aligned} \tilde{X}_{(k+1/k+1)} &= X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k+1)} \\ &= X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k)} - K_{(k+1)}\left[H\left(X_{(k+1)}\right) + V_{(k+1)} - H\left(\hat{X}_{(k+1/k)}\right)\right] \\ \Rightarrow \tilde{X}_{(k+1/k+1)} &= \left[X_{(k+1)} - \hat{X}_{(k+1/k)} - K_{(k+1)}\left[H\left(X_{(k+1)}\right) - H\left(\hat{X}_{(k+1/k)}\right)\right] - V_{(k+1)}\right] \end{aligned}$$

Soit :

$$P_{(k+1/k+1)} = P_{(k+1/k)} - K_{(k+1)} C_{(k+1)} P_{(k+1/k)} \Rightarrow P_{(k+1/k+1)} = \left[I - K_{(k+1)} C_{(k+1)}\right] P_{(k+1/k)} \tag{3.9}$$

Où :

$$K_{(k+1)} = P_{(k+1/k)} C_{(k+1)}^T \left[C_{(k+1)} P_{(k+1/k)} C_{(k+1)}^T + R_{k+1}\right]^{-1} \tag{3.10}$$

Avec :  $C_{(k+1)} = \frac{dh}{dx} \left( \hat{X}_{(k+1/k)} \right)$ ,  $[R]$  matrice de covariance de mesure.

### 3.5. Réseaux de neurones artificiels (RNA)

#### 3.5.1. Introduction

Depuis une dizaine d'années, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est développée dans de nombreuses disciplines (sciences économiques, écologie et environnement, biologie et médecine...). Ils sont notamment appliqués pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de catégorisation, d'optimisation, de reconnaissance des formes et de mémoire associative. Dans le cadre du traitement des données, les RNA constituent une méthode d'approximation de systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques. Les RNA sont également applicables dans toutes les situations où il existe une relation non linéaire entre une variable prédictive et une variable prédite. Par leur nature et leur fonctionnement, les RNA peuvent détecter les interactions multiples non linéaires parmi une série de variables d'entrée, ils peuvent donc gérer des relations complexes entre les variables indépendantes et les variables dépendantes [15].

Dans le domaine de la modélisation et de l'identification, il fallut attendre que Hornik [16, 17] démontre certaines propriétés des RN pour que de nombreux travaux soient menés dans les années 1980 et 1990. Par ailleurs, les automaticiens ont été initialement déconcertés par un vocabulaire qui faisait appel à l'intelligence artificielle, quand il ne s'agissait que d'optimisation. Aujourd'hui, les RN sont plus largement utilisées [18]

Haykin a proposé la définition suivante [19, 20] : « *Un réseau de neurones est un processus distribué de manière massivement parallèle, qui a une propension naturelle à mémoriser des connaissances de façon expérimentale et de les rendre disponibles pour utilisation. Il ressemble au cerveau en deux points:*

1. *la connaissance est acquise au travers d'un processus d'apprentissage;*
2. *les poids des connections entre les neurones sont utilisés pour mémoriser la connaissance ».*

C'est sur base de cette définition que repose l'élaboration des réseaux de neurones artificiels.

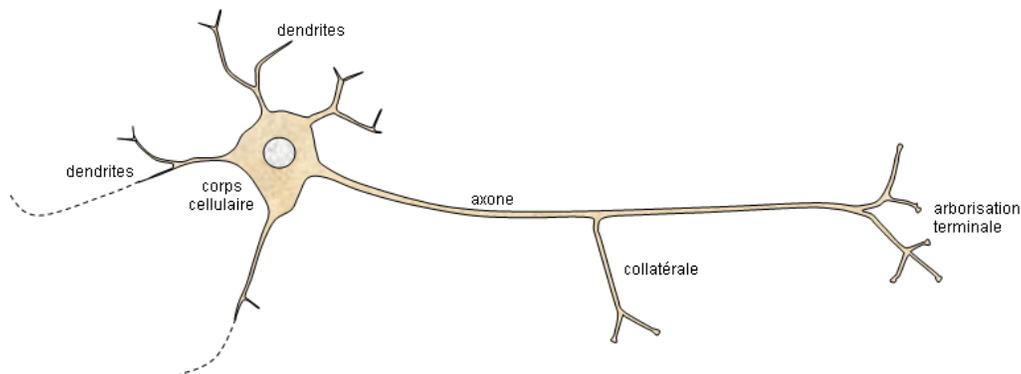
Les dernières années ont vu un développement technologique puissant dans des domaines divers, et il y a eu un accroissement de besoin pour le contrôle et la gestion des systèmes complexes, notamment non linéaires, qui introduisent d'énormes calculs et un nombre de variables important ; d'où la nécessité de chercher de nouvelles méthodes pour une gestion plus souple et moins coûteuse en temps de calcul et en manipulation des variables dont le nombre ne cesse d'augmenter [21].

Ainsi, le souci d'améliorer les performances des processus industriels et de réduire leurs coûts sont des raisons déterminantes pour l'introduction de nouvelles stratégies de régulation, et des techniques de modélisation et d'apprentissage en ligne de processus par des réseaux artificiels neuronaux. Celles-ci permettent de représenter des relations fonctionnelles complexes difficiles à décrire sous une forme analytique de systèmes non linéaires ou de systèmes variant dans le temps. Pour cela, on s'est intéressé, de plus en plus, par les systèmes qui apprennent, en utilisant des modélisations des neurones inspirés des réseaux neuromimétique biologiques [22].

### 3.5.2. Du neurone biologique au neurone formel

Les cerveaux humains pèsent environ 1.5 kg et contient trois couches successives, la première est le cerveau reptilien (siège des réflexes instinctifs), l'hippocampe (siège de l'émotivité et de la sensibilité) et le cortex, spécifique aux mammifères et siège de raisonnement et de la pensée. Ces couches contiennent deux types de cellules, les gliales et les neurones, les gliales constituent le tissu nourricier et la structure du cerveau et représentent environ 99.99% du volume du cerveau, les neurones dont le nombre estimé à un nombre varient entre 10-100 milliards, forment un réseau interconnecté complexe [20]

Le neurone biologique (voir Fig.3.2) est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques [23], il est composé de quatre parties distinctes *Corps cellulaire*, *Dendrites*, *Axone*, et *Synapse* [24], les neurones sont interconnectés entre eux par des synapses dont le nombre est d'environ 10000 milliards.



**Fig. 3. 2** Neurone biologique.

Ceci signifie qu'un neurone reçoit en moyenne des excitations en provenance de 1000 neurones, et qui émet également des informations à 1000 neurones différents [20], Chaque neurone réalise une opération très simple, qui est en fait une somme pondérée de ses entrées. Le résultat est comparé à un seuil et le neurone devient excité si ce seuil est dépassé [24]. Entre les neurones il existe quatre modes

de communications [20], la liaison terminaison axonale-dendritique, liaison terminaison axonale-corps cellulaire, liaison axone-axone et liaison dendrite-dendrite.

### 3.5.2.1. Neurone formel (NF)

Historiquement, à travers d'études sur certaines structures biologiques, comme celles mises en jeu pour la vision, ont été mises en lumière les capacités d'apprentissage des RN biologiques. Ces études ont, en particulier, montré que l'interconnexion d'un grand nombre d'unités élémentaires possédant le même comportement (les neurones) donne à ces structures leurs propriétés particulières. L'idée de formaliser ces phénomènes afin de créer des outils mathématiques fut alors envisagée et McCulloch utilisa pour la première fois la notion de NF [18]. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids  $w$  abréviation de Wight (poids en français) représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval. A chaque connexion est associé un poids [23].

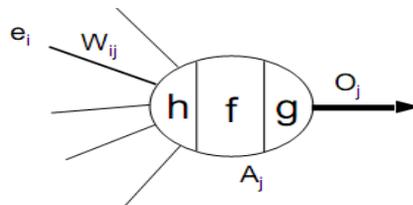


Fig. 3. 3 Neurone formel

Avec

$e_i$  : Entrées du neurone.

$W_{ij}$  : Poids (synaptiques).

$h$  : Fonction d'entrée.

$f$  : Fonction d'activation (ou de transfert).

$g$  : Fonction de sortie.

$A_j$  : Activation du neurone.

$O_j$  : Sortie du neurone.

$$A_j = f\{h[e_i, \{w_{ij}, i = 0 \text{ à } k_j\}]\}, O_j = g(A_j), (O_j = A_j \text{ le plus souvent}) \quad (3.11)$$

### 3.5.2.2. Classification des NF

La fonction d'entrée peut-être un sommateur, distance, polynomiaux et de type noyau ..., la fonction d'activation et/ou fonction de sortie peut-être une fonction seuil (Heaviside) ou signe, sigmoïde, identité et saturation, la combinaison (h, f, g) définit le type de neurone.

➤ **Neurone sommateur** : est un processeur très simple qui calcule une somme pondérée et qui applique à cette somme une fonction de transfert non linéaire (échelon, sigmoïde, gaussienne, ...)

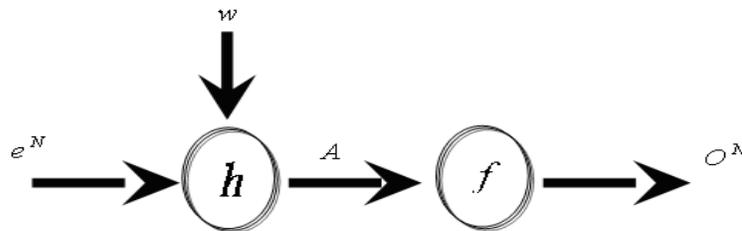
$$o_j = f \left( w_{oj} + \sum_{i=1}^{n_j} w_{ij} e_i \right), w_{oj} = \text{" biais " } \quad (3.12)$$

### 3.5.2.3. Principe de fonctionnement d'un NF

Les entrées du neurone sont notées  $e^N$  (de taille  $l$ ) et la sortie est notée  $O^N$ . Les paramètres  $w$  (de taille  $l+1$ ) du neurone sont souvent appelés poids en référence à la notion biologique de poids synaptiques, pour déterminer la valeur de sortie, un premier terme  $A$ , appelé *potentiel d'activation*, est évalué comme étant  $A = h(e^N, W)$ . La sortie est alors déterminée à l'aide de la fonction  $f$ , nommée *fonction d'activation* ou fonction de base, qui introduit la non linéarité de l'unité. On parlera parfois abusivement de neurones linéaires lorsque la fonction  $f$  est linéaire.

Principalement, deux types de paramétrages sont utilisés [18]. Dans le premier cas, le potentiel d'activation  $A$  du neurone est défini par une fonction linéaire :

$$A = h \left( w_{oj} + \sum_{i=1}^{n_j} w_{ij} e_i \right) = w_{oj} + \sum_{i=1}^{n_j} w_{ij} e_i \quad (3.13)$$



**Fig. 3. 4** Principe de fonctionnement d'un neurone formel

Pour ce premier type de paramétrage, les fonctions de base  $f$  les plus utilisées sont la fonction identité, la fonction seuil et les fonctions tangente hyperbolique et arctangente, on parle alors respectivement de neurones linéaires, binaires et sigmoïdes dans les deux derniers cas :

**TAB. 3.1** - Quelques fonctions de base de NF sommateur

Fonction de base	$O^N = A.$	$O^N = 1$ si $A > 0, O^N = 0$ si non.	$O^N = \tanh(A)$
Nom de neurone	Neurones linéaires	Neurones binaires	Neurones sigmoïdes

Les fonctions de seuillage présentent, généralement, 3 intervalles:

- **En dessous du seuil** : le neurone est non actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 0 ou -1).
- **Aux alentours du seuil** : une phase de transition.

- **Au-dessus du seuil** : le neurone est actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 1).

Il est à noter que les premiers NF qui ont été développés sont les neurones binaires qu'on appelle encore neurones McCulloch et Pitts du nom de leurs inventeurs, mais ils sont rarement utilisés en modélisation et en identification non linéaire [18].

La seconde manière de définir la fonction réalisée par un neurone est d'utiliser des fonctions particulières dont le comportement est local comme les fonctions à ondelettes et les fonctions radiales. Les paramètres  $w_i$  du neurone définiront alors les centres et l'écart-type de la gaussienne. Pour un neurone à fonction radiale, la sortie peut alors être définie par l'expression suivante [18] :

$$o^N = f(e^N, w) = \exp\left(\sum_{i=1}^l (e_i^N - w_i)^2 / 2w_{l+1}^2\right) \quad (3.14)$$

### 3.5.3. Apprentissage

L'apprentissage est une phase de développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées [23, 25]. L'apprentissage est en général un processus graduel et itératif, où les poids du réseau sont modifiés plusieurs fois selon une règle d'apprentissage (par exemple : la rétropropagation dans la direction négative du gradient de l'erreur) avant d'atteindre la valeur finale. Les apprentissages neuromimétique peuvent se répartir en trois grandes classes, selon le degré de contrôle permis à l'utilisateur [25] :

- **Apprentissage supervisé** : Dans ce type d'apprentissage l'utilisateur dispose d'un comportement de référence qu'il désire inculquer au réseau. Le réseau est donc capable de mesurer la différence entre son comportement actuel et le comportement de référence, et de corriger ses poids de façon à réduire cette erreur.

- **Apprentissage semi-supervisé** : L'utilisateur ne possède que des indications imprécises (par exemple, échec / succès du réseau...etc.) sur le comportement final du réseau.

- **Apprentissage non supervisé** (appelé aussi auto organisation) : Ici la procédure consiste à modifier les poids du réseau en fonction des critères internes comme coactivation des neurones. Les comportements résultant de ces apprentissages sont en général comparables à des techniques d'analyse de données.

L'apprentissage neuromimétique nécessite en général une grande quantité de données, que l'on regroupe dans ce que l'on appelle « corpus d'apprentissage ». Selon la technique d'apprentissage utilisée, d'autres corpus sont aussi employés, notamment pour mesurer la validité de la solution trouvée par le réseau. On appelle ces corpus supplémentaires, des corpus de test ou de généralisation [25].

### 3.6. Structure et classification des RNA

Les RNA sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [23].

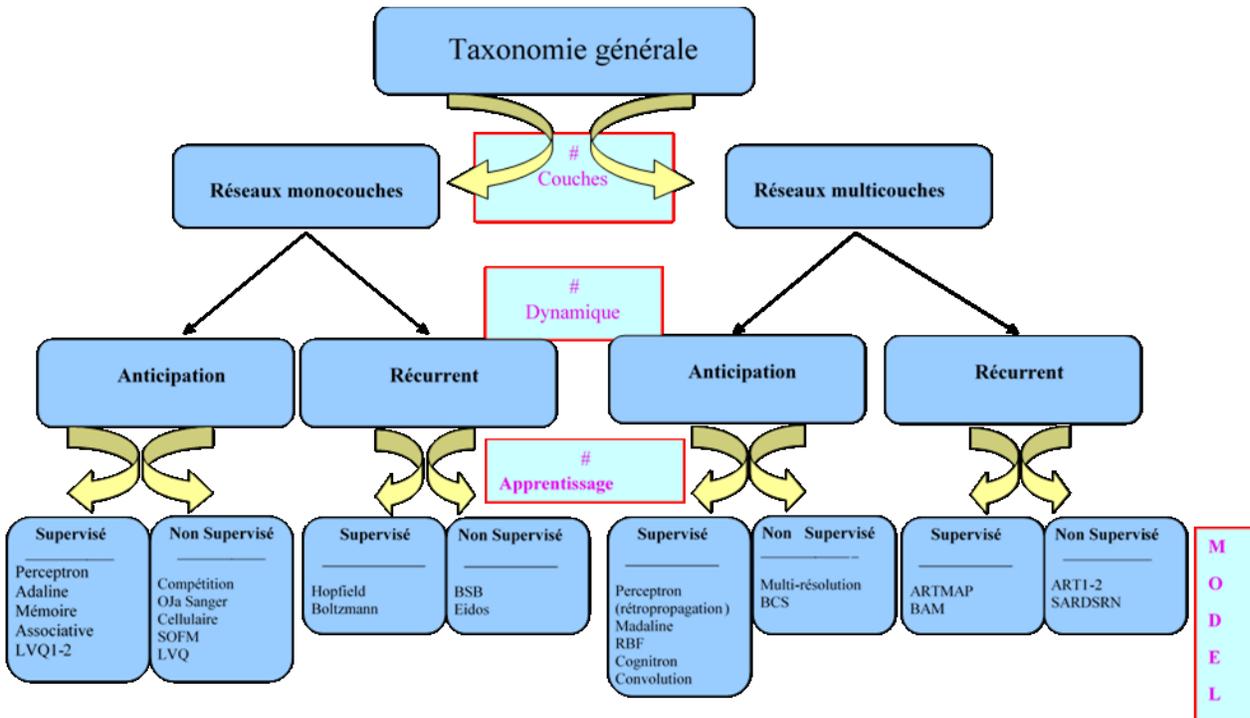


Fig. 3. 5 Classification générale des RNA [20]

D'une manière générale, un réseau de neurones est doté des propriétés suivantes [1]:

- **Parallélisme** : Cette notion se situe à la base de l'architecture des RN considérés comme ensembles d'entités élémentaires qui travaillent simultanément.
- **Capacité d'adaptation** : Celle-ci se manifeste tout d'abord dans les RN par la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de tenir en compte de nouvelles contraintes ou de nouvelles données du monde extérieur. De plus, elle se caractérise dans certains réseaux par leur capacité d'auto-organisation qui assure leur stabilité en tant que systèmes dynamiques .
- **Mémoire distribuée** : Dans les RN, la mémoire d'un fait correspond à une carte d'activation des neurones. Cette carte est en quelque sorte un codage du fait mémorisé .
- **Résistance aux pannes**: A cause de l'abondance des entrées et la structure du réseau, les données bruitées ou les pannes locales dans certain nombre de ses éléments n'affectent pas ses fonctionnalités. Cette propriété résulte, essentiellement, du fonctionnement collectif et simultané des neurones qui les composent.

- **Généralisation** : La capacité de généralisation d'un RNA est son aptitude de donner une réponse satisfaisante à une entrée qui ne fait pas partie de ses antécédents (apprentissage).

La taxonomie des RN consiste à bâtir un arbre de classification des réseaux neuroniques selon le nombre de couches, la méthode de recherche de solution et la règle d'apprentissage (Fig.3.5).

### 3.6.1. FFNN

Les réseaux dits FFNN (Feed-Forward Neural Network), propagent le flux d'information de manière unidirectionnelle depuis la couche d'entrée jusqu'à la couche de sortie (Fig.3.6). Il n'y a pas de cycle, on les dit acycliques. Ce type de fonctionnement est le plus couramment observé dans la littérature cette catégorie comprend par exemple le perceptron et le PMC [26].

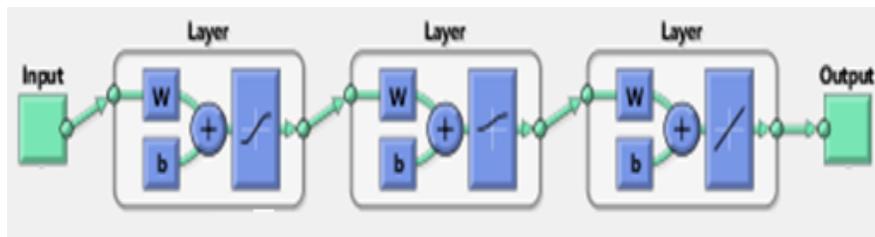


Fig. 3. 6 Réseaux Neurones de type FFNN

#### 3.6.1.1. Réseaux à une couche (Perceptron)

Les réseaux connexionnistes à une couche calculent l'activation des neurones de sortie directement à partir des entrées du réseau via le poids des connexions qui les relie (Fig.3.7). Minsky et Papert (1969) ont montré que les réseaux à une couche n'étaient capables de résoudre que des problèmes linéairement séparables [26].

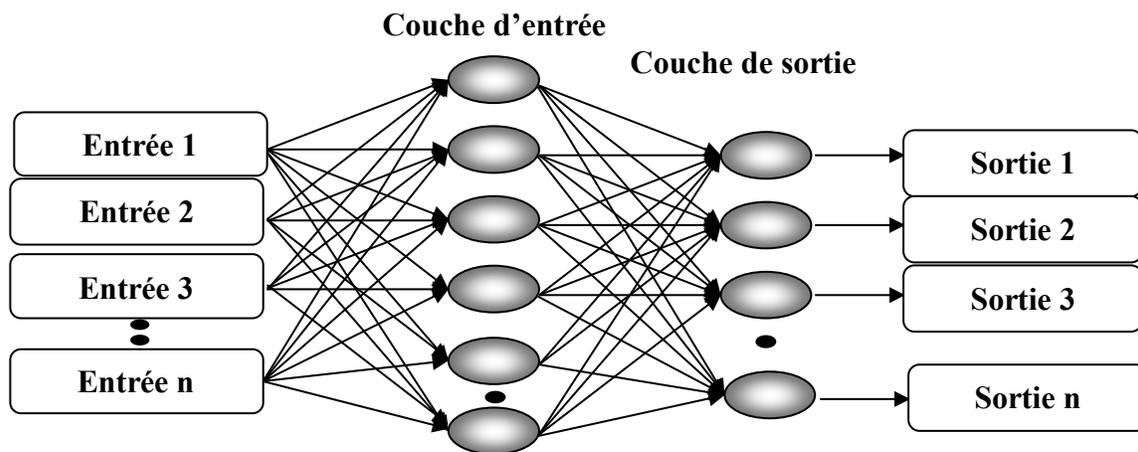
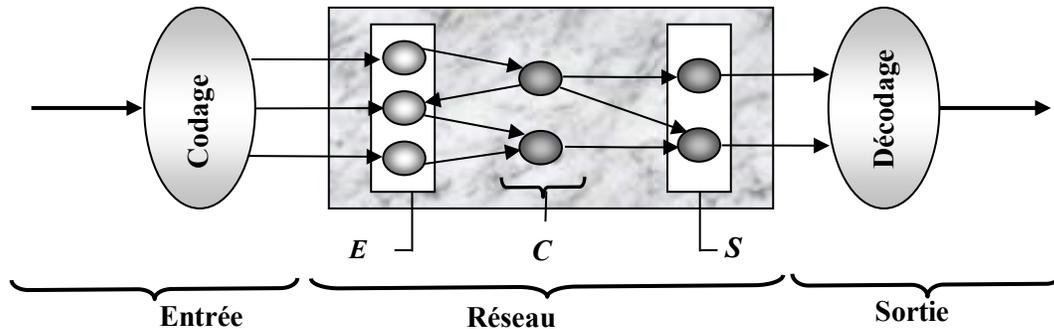


Fig. 3. 7 Réseaux de neurones à une couche (perceptron)

### 3.6.1.2. Architectures multicouches

Il est nécessaire de pouvoir communiquer avec le RN, de lui fournir des données, et de récupérer les résultats de ses calculs. Dans ce contexte presque tous les RN partagent la propriété d'avoir une structure soi-disant « aveugle » [25], en répartissant leurs neurones en trois ensembles :



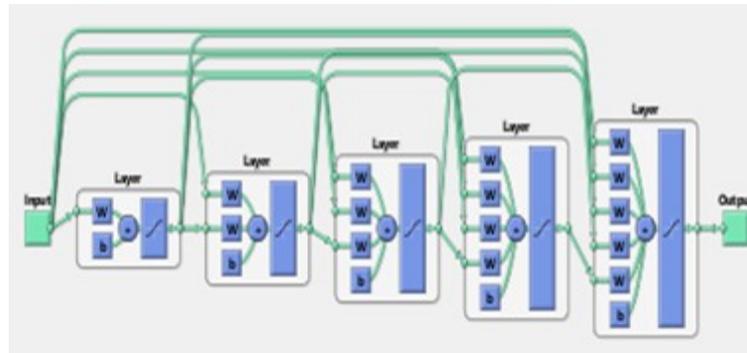
**Fig. 3. 8** Structure générale d'un RN multicouche

- L'ensemble  $E$  des neurones d'entrée, qui reçoivent les données d'entrée sous forme d'un vecteur d'entrée. Ces valeurs sont communiquées aux réseaux par l'entremise de leurs valeurs d'entrées extérieures. Elles influencent donc l'activation de ces derniers, et par extension, le comportement du réseau entier.
- L'ensemble  $S$  des neurones de sortie, dont les activations constituent le vecteur de sortie et sont collectivement interprétées comme le résultat de calcul du réseau. Un même neurone peut être à la fois à l'entrée et à la sortie du réseau, ainsi,  $E$  et  $S$  ne sont pas nécessairement disjoints.
- L'ensemble  $C$  des neurones cachés, qui n'appartiennent pas aux ensembles  $E$  et  $S$ . En général, la présence des neurones cachés dans un réseau démultiplie sa puissance de calcul, et lui permet d'aborder des problèmes plus difficiles [25].

### 3.6.2. CFNN

Les CFNN (Cascaded Feed Neural Network) sont similaires aux réseaux de neurones de type Feed-Forward Neural Network (FFNN), mais ils comprennent une connexion de poids de l'entrée à chaque couche et de chaque couche aux couches successives [27-35]. Par exemple, un réseau à quatre couches comporte des connexions de la couche 1 à la couche 2, de la couche 2 à la couche 3, de la couche 3 à la couche 4, de la couche 1 à la couche 3. Le réseau à quatre couches a également des connexions entre l'entrée et toutes les couches. Les FFNN et les CFNN peuvent potentiellement apprendre n'importe quelle relation d'entrée-sortie, mais les CFNN avec plus de couches peuvent apprendre des relations complexes plus rapidement [30-33], ce qui en fait le bon choix pour l'apprentissage accéléré dans les RNA [31]. Les résultats obtenus par Filik et al. dans [32] suggèrent que la CFNNBP peut être

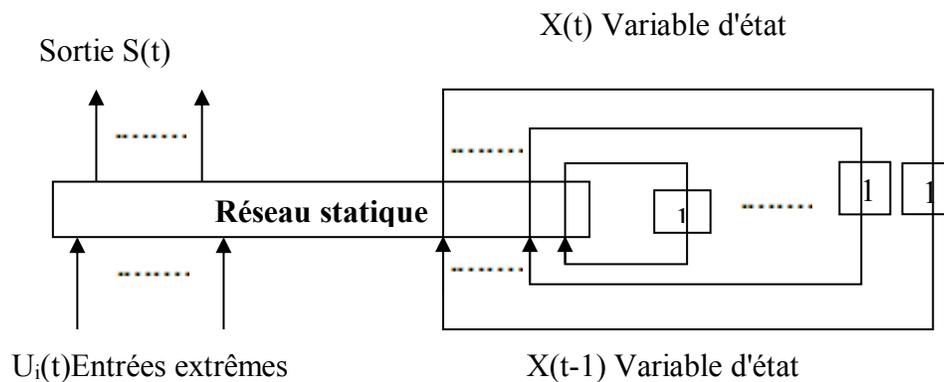
plus efficace que le FFNNBP dans certains cas. Au cours des dernières années, les CFNN sont devenus l'un des algorithmes de rétropropagation les plus populaires [36-48] et ont démontré leur capacité dans plusieurs applications [27-48].



**Fig. 3. 9** Réseaux Neurones de type CFNN [31]

### 3.6.3. Réseaux de Neurones Récurrents (RNR)

Les réseaux récurrents peuvent être vus comme une extension des réseaux FFNN. Ils contiennent au moins une connexion, dite récurrente, qui met en relation un neurone avec un neurone de la même couche ou d'une couche précédente, introduisant par là même un cycle à l'intérieur du réseau.



**Fig. 3.10** - Forme canonique des réseaux récurrents

#### 3.6.3.1. Réseau Récurrent de Jordan (RRJ)

Le réseau de Jordan (1986) est un des premiers réseaux récurrents à être apparu, et aussi un des plus utilisés. Dans un RRJ, les valeurs de sortie, obtenues pour la forme précédente, sont recopiées sur la couche d'entrée, comme autant de neurones supplémentaires (couche de contexte) et sont totalement connectés à la couche cachée, une connexion auto-récurrente de poids  $\alpha$  régule la mémoire temporelle de cette relation. (Fig.3.11) [20].

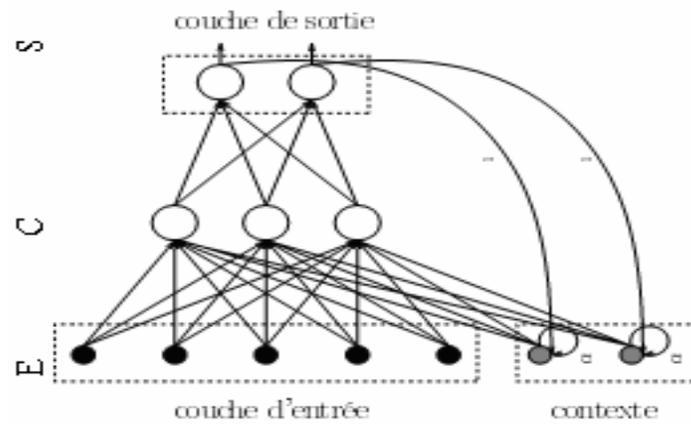


Fig. 3. 10 Réseau récurrent de Jordan (RRJ)

### 3.6.3.2. Réseau Récurrent d'Elman (RRE)

Le RRE vu la lumière en 1990 [20], son architecture est légèrement différente de celle de Jordan. Il s'agit d'une structure multicouche (fig. 3.11) où les boucles de rétro-action relient la couche cachée avec les cellules d'entrée. La couche d'entrée consiste en deux ensembles de cellules, les cellules de contexte et les cellules d'entrée. Il y a autant de cellules cachées que de cellules de contexte. Chaque cellule cachée est reliée à une seule cellule de contexte par une connexion fixe, de poids égal à 1. L'état interne est défini par l'ensemble des cellules de la couche cachée [23].

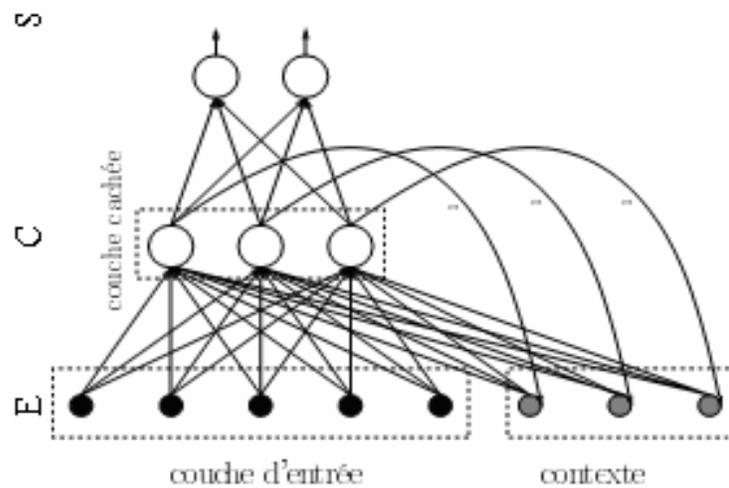


Fig. 3. 11 Réseaux Récurrent d'Elman (RRE)

### 3.6.3.3. Réseau de Hopfield

Hopfield conçut en 1982 les réseaux qui portent son nom: Ce sont des réseaux complètement connectés, sans couches spécifiques. Chaque unité est connectée à toutes les autres, sauf elle-même, et les connexions sont symétriques c'est à dire que les connexions  $(i,j)$  et  $(j,i)$  sont affectées du même poids  $w_{i,j} = w_{j,i}$  [49].

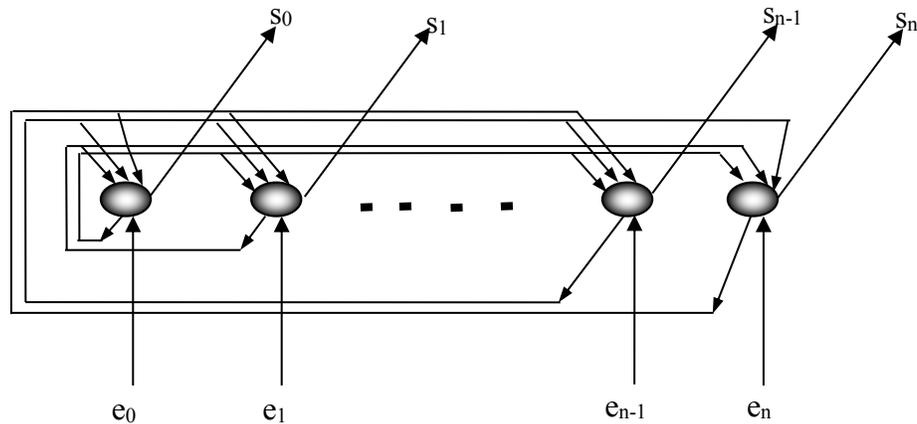


Fig. 3.13 - Réseau de Hopfield

### 3.6.4. Cartes topologiques (Carte auto-organisatrice de Kohonen)

Un réseau topologique consiste en une couche mono- ou multidimensionnelle de neurones structurés en topologie, terme qui signifie une organisation spatiale des neurones dans la couche qui détermine une relation de voisinage entre neurones [18]. Inspiré à l'auto-organisation des régions du système nerveux. Il est motivé en classification pour :

- Faire du clustering, regrouper les exemples en paquets similaires pour définir des classes.
- Construire une représentation visualisable (1D ou 2D en général) des entrées par une sorte de projection non-linéaire de l'espace des entrées (en général de grande dimension) qui respecte la topologie initiale (les projections de points proches restent proches).

Une CAOK (Kohonen's Self-Organizing Maps, KSOM) est un RN avec un mode de connexion totale, l'espace de neurone de sortie et le même au départ, elle fait une projection non linéaire, les neurones de sortie est distant totalement connecté forme un système de voisinages sur la carte de sortie.

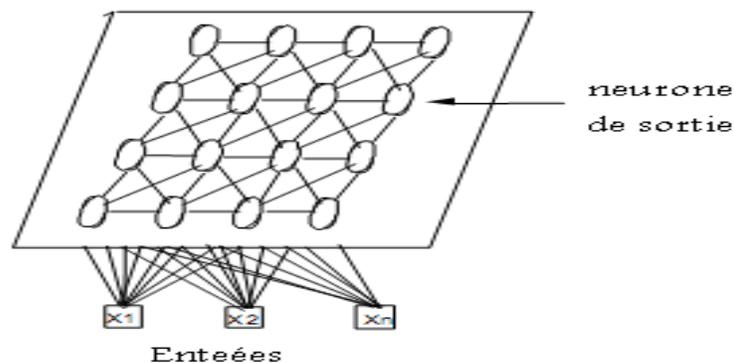


Fig. 3. 12 Carte Auto-Organisatrice de Kohonen (CAOK)

### 3.7. Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre on a présenté une étude théorique sur le FKE, ces équations et ces étapes de déroulement afin de donner ses estimations. Dans la deuxième partie de ce chapitre on a entamer les RNA, où on a représenté l'origine de cette technique intelligente, par la suite on a donné le principe de fonctionnement d'un neurone formel et ensuite quelques types des réseaux de neurones sont présentés.

Les chapitres 4 et 5 sont consacrés à l'application de ces algorithmes pour la machine à courant continu à balais et pour la machine asynchrone, où on donne plus des détails sur les algorithmes implémentés dans l'environnement Matlab/Simulink, ainsi que la méthodologie d'obtention des résultats.

### Références

- [1] K.E. Hemsas, *développement d'un nouveau modèle de la machine asynchrone pour la commande et la surveillance, thèse de doctorat d'état, université Ferhat Abbas – Sétif, Algérie.*
- [2] R.E. Kalman, *Contributions to the theory of optimal control, Bol. Soc. Mat. Mexicana, vol. 5, no. 2, pp.102–119, 1960.*
- [3] P. Borne, G. Dauphin, P. Rechard, F. Rotelia, *Commande et optimisation des processus, Edition- Technip, France 1998.*
- [4] L. Djaghdali, *Contribution à la commande prédictive directe du couple de la machine à induction, thèse de doctorat en sciences, université de Batna 2, Algérie, 2016.*
- [5] Zemouche A., *Sur l'observation de l'état des systèmes dynamiques non linéaires, thèse de doctorat, université Louis Pasteur Strasbourg, France, 2007.*
- [6] C.C. de Wit, *Modélisation, control vectoriel et DTC : commande des moteurs asynchrones 1, Traité IC2 Série Systèmes automatisés, vol 1, Hermes Science Publication, Paris, 2000.*
- [7] A. Ltaief, *Synthèse d'observateurs pour les systèmes non linéaires non uniformément observables, thèse de doctorat, Université de Caen, France, 2017*
- [8] B. LARROQUE, *Observateurs de systèmes linéaires Application a la détection et localisation de fautes, thèse de doctorat l'Université de Toulouse, France 2008.*
- [9] P. Bastiani, *Stratégies de commande minimisant les pertes d'un ensemble convertisseur machine alternative Application à la traction électrique, thèse de doctorat, institut national de science appliquées de Lyon, 2001.*
- [10] C.C. de Wit, *Optimisation, discrétisation et observateurs : Commande Des Moteurs Asynchrones 2 ; Traité IC2 Série Systèmes automatisés, vol. 2. Paris Hermes Science Publication, 2000.*
- [11] Z. Zheng, *Commande à haute performance et sans capteur mécanique du moteur synchrone à aimants permanents, thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2008.*
- [12] S. Haykin, *Kalman Filtering and Neural Networks, J. Wiley & Sons Inc., 2001.*
- [13] S. Moreau, *Contribution à la modélisation et à l'estimation paramétriques des machines électriques a courant alternatif : application au diagnostic, thèse de doctorat, université de Poitiers, Novembre 1999.*
- [14] C.A. Bozçö, *Le filtrage optimale et ses applications aux problèmes de poursuite, Tome 2. France 1983.*

- [15] A. Schmitt, B. Le Blanc, M.-M. Corsini, C. Lafond et J. Bruzdek, Les réseaux de neurones artificiels, **Bulletins et mémoires de la Société d'Anthropologie de Paris**, vol.13, (1-2), 2001.
- [16] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, Multilayer feedforward networks are universal approximators, **Neural Networks**, vol. 2, no. 5, pp. 359–366, 1989.
- [17] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks, **Neural Networks**, vol. 3, no.2, pp. 551–560, 1990.
- [18] F. Benoît-Marand, Modélisation et identification des systèmes non linéaires par réseaux de neurones à temps continu. Application à la modélisation des interfaces de diffusion non linéaires, **thèse de doctorat**, université de Poitiers, 2007.
- [19] S. Haykin *Neural Networks - A comprehensive foundation*, Macmillan College Publishing Company, New York, 1994.
- [20] H. Mellab, Estimation des grandeurs intrinsèques d'une machine asynchrone, **mémoire de magister**, université de Sétif, 2009.
- [21] <http://www.cs.ntbu.edu.tw/~jang/nfsc.htm>, consulté le 10/10/ 2018.
- [22] J.S.R. Jang, C.T. Sun, E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and soft computing; a computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice Hall, Upper Saddle River, 1997.
- [23] T. Claude, Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme: cours, exercices et travaux pratiques, EC2, 1992.
- [24] J. Trecat, Application de réseaux de neurones artificiels à la reconnaissance automatique de caractères manuscrits, **thèse de doctorat en sciences appliquées**, faculté polytechnique de Mons, 1994.
- [25] H. Yousefzadeh, A. Zilouchian, *Neural Network Architectures*, CRC Press LLC, 2001.
- [26] B. Laurent, Etude de la construction par réseaux neuromimétique de représentations interprétables Application à la prédiction dans le domaine des télécommunications, **thèse de doctorat**, université Henri Poincaré - Nancy 1, 2000.
- [27] H. Mellab, K.E. Hemsas, R. Taleb, Intelligent Sensor Based Bayesian Neural Network for Combined Parameters and States Estimation of a Brushed DC Motor, **International Journal of Advanced Computer Science and Applications**, vol. 7, no.7, pp.230–235, 2016.
- [28] M. Lashkarbolooki, Z.S. Shafiqpour, A.Z. Hezave, Trainable cascade-forward back-propagation network modeling of spearmint oil extraction in a packed bed using SC-CO<sub>2</sub>, *J Supercrit Fluid*; vol. 73, pp.108–115, 2013.
- [29] W. Hussain, F. Hussain, O. Hussain, QOS prediction methods to avoid SLA violation in post-interaction time phase. In: **11th Conference on Industrial Electronics and Applications**, Hefei, China. New York, NY, USA: IEEE, pp. 32–37, 5–7 June 2016.
- [30] A. Pwasong, S. Sathasivam, A new hybrid quadratic regression and cascade forward backpropagation neural network, **Neurocomputing**, vol. 182, pp. 197–209, 2016.
- [31] M. Kbaki, I. Yusoff, N. Islami, N.H. Hussin, Artificial neural network technique for modeling of groundwater level in Langkat Basin, Malaysia, **Sains Malays.**, vol. 45, no.1, pp. 19–28, 2016.
- [32] U.B. Filik, M. Kurban, A new approach for the short-term load forecasting with auto-regressive and artificial neural network models, **Int. J. Comput. Intell. Res.**, vol. 3, no.1, pp. 66–71, 2007.
- [33] O. AL-Allaf, Cascade-forward vs. function fitting neural network for improving image quality and learning time in image compression system, in: **2012 World Congress on Engineering proceedings**, 4–6 July 2012, London, UK. Hung to Road, Hong Kong: Newswood Limited, pp. 1172–1178.

- [34] Z. Yao-ming, M. Zhi-jun, C. Xu-zhi, W. Zhe, Helicopter engine performance prediction based on cascade-forward process neural network. In: **IEEE 2012 Conference on Prognostics and Health Management**, Denver, CO, USA. New York, NY, USA: IEEE, pp. 1–5, 18–21 June 2012.
- [35] G.L. Sciuto, G. Cammarata, G. Capizzzi, S. Coco, G. Petrone, Design optimization of solar chimney power plant by finite elements based numerical model and cascade neural networks, In: **International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion**, Anacapri, Italy. New York, NY, USA: IEEE, pp. 1016–1022, 22–24 June 2016.
- [36] W. Li, X. Wu, W. Jiao, G. Qi, Y. Liu, Modelling of dust removal in rotating packed bed using artificial neural networks (ANN), **Appl. Therm. Eng.**, vol. 112: pp. 208–213, 2017.
- [37] M. Nabipour, P. Keshavarz, Modeling surface tension of pure refrigerants using feed-forward back-propagation neural networks, **Int. J. Refrig.**, vol. 75, pp. 217–227, 2017.
- [38] A. Venkadesan, S. Himavathi, K. Sedburaman, A. Muthuramalingam, Design and field programmable gate array implementation of cascade neural network based flux estimator for speed estimation in induction motor drives, **IET Electr Power Appl.**, vol. 11, no. 1, pp. 121–131, 2017.
- [39] C. Sun, W. He, W. Ge, C. Chang, Adaptive neural network control of biped robots, **IEEE Tans. Syst. Man Cyber. Syst.**, vol. 47, no. 2, pp. 315–326, 2017.
- [40] E. Saeedi, M.S. Hossain, Y. Kong, Side-channel information characterisation based on cascade-forward back-propagation neural network, **J. Electron. Test**, vol. 32, no. 3, pp. 345–356, 2016.
- [41] A. Hamzic, Z. Avdagic, Multilevel prediction of missing time series dam displacements data based on artificial neural networks voting evaluation, **IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)**, Budapest, Hungary, pp. 002391–002396, 9-12 Oct. 2016.
- [42] A. Agarwal, A.K. Sharma, S. Khandelwal, Fingerprint Recognition System by Termination Points Using Cascade-Forward Backpropagation Neural Network, In: S.C. Satapathy, Y.C. Bhatt, A. Joshi, D.K. Mishra (Edit.), **Proceedings of the International Congress on Information and Communication Technology**, Springer Singapore, pp. 203–211, 2016.
- [43] S. Shelke, S. Apte, Performance optimization and comparative analysis of neural networks for handwritten Devanagari character recognition, **International Conference on Signal and Information Processing (IconSIP)**, Vishnupuri, India, pp. 1–5, 6-8 Oct. 2016.
- [44] M. Pertl, K. Heussen, O. Gehrke, M. Rezkalla, Voltage estimation in active distribution grids using neural networks, **IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM)**, Boston, MA, USA, pp. 1–5, 17-21 July 2016.
- [45] N.J. Shoumy, S.N. Yaakob, P. Ebrahim, M.S. Ali, S. Khatun, Cascade-forward neural network performance study for bloodstain image analysis, **3rd International Conference on Electronic Design (ICED)**, Phuket, Thailand, IEEE, pp. 245–250, 11-12 Aug. 2016.
- [46] M.A. Aziz, N. Ismail, I.M. Yassin, A. Zabidi, M.M. Ali, Agarwood oil quality classification using cascade-forward neural network, **6th Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC)**, Shah Alam, Malaysia, IEEE, pp. 112-115, 10-11 Aug. 2015.
- [47] S. Saini, R. Vijay, Mammogram Analysis Using Feed-Forward Back Propagation and Cascade-Forward Back Propagation Artificial Neural Network, **Fifth International Conference on Communication Systems and Network Technologies**, Gwalior, pp. 112-115, India, 4-6 April 2015.
- [48] G. Capizzzi, G. Lo Sciuto, P. Monforte, C. Napoli, Cascade Feed Forward Neural Network-based Model for Air Pollutants Evaluation of Single Monitoring Stations in Urban Areas, **Int. J. Electron. Telecommun.**, vol. 61, no. 4, pp. 327–332, 2015.

**[49]** *<http://www.anyflo.com/bret/cours/conn/c2.btm#boffield>, consulté en 2018.*

## Chapitre 4 Machine à CC avec balais

---

4.1. Introduction .....	83
4.2. Etat de l'art.....	83
4.3. Design de l'estimateur neuronal.....	86
4.4. Application de l'estimateur CFNN à de BBP à la MCC .....	88
4.5. Application de l'estimateur CFNN à de BFGS BP à la MCC .....	92
4.6. Application de l'estimateur CFNN à de RBP à la MCC .....	96
4.7. Comparaison des performances des trois algorithmes d'apprentissage .....	101
4.8. Conclusion .....	104

---

### 4.1. Introduction

Ce chapitre est consacré à l'application de trois RNA à la MCC pour l'estimation simultanée de la vitesse, de la température d'induit et sa résistance en utilisant seulement la mesure du courant et de la tension. Des comparaisons sont faites entre ces trois estimateurs de point de vue rapidité d'apprentissage et la qualité d'estimation.

### 4.2. Etat de l'art

On dit que quand nous pouvons mesurer une quantité physique, nous savons quelque chose à son sujet, mais quand nous ne pouvons pas la mesurer, notre connaissance à son sujet est très pauvre et insuffisante, ainsi sans mesure la science n'avance pas.

Les contrôleurs de vitesse de moteur à CC emploient fréquemment un feedback d'un appareil de mesure de vitesse, tel qu'un tachymètre ou un encodeur optique [1-2], mais ceci plus tard, ajoute un coût additionnel et la congestion dans toute l'installation [2-3], les problèmes liés à la mesure de vitesse sont détaillés dans [3]. La méthode la plus simple d'estimation de vitesse est basée sur l'équation de tension au régime permanent, où la vitesse est écrite en fonction de la tension et du courant d'armature ; les crêtes dues au convertisseur particulièrement dans l'état transitoire affectent cette vitesse et le lien entre la résistance et la température est ignoré d'autre part, ils sont les deux principaux inconvénients de cette méthode [1].

Welch. *et al* [4] discutent les effets de la température sur des constantes de temps électriques et mécaniques, ils montrent que ces constantes de temps ne sont pas une valeur constante mais ils varient en fonction de la température, en outre la résistance électrique et la force contre-électromotrice (back EMF) du moteur sont aussi dépendent de la température.

Dans [5-8] nous trouvons plusieurs méthodes au sujet de la mesure de température de la MCC, mais les problèmes de mesure de température sont plus compliqués et difficiles à résoudre que les problèmes de mesure de la vitesse, puisque, le rotor est en rotation. La variation de température est fortement non linéaire et dépend de la charge, de la qualité de l'alimentation, des conditions de refroidissement, de la conception de la machine et des conditions environnementale. En effet, les problèmes de mesure de température d'armature ne sont pas totalement résolus.

En littérature [9-10], la méthode des éléments finis (FEM) a été habituellement employée pour obtenir généralement une distribution thermique en 3D dans tous les points de la machine électrique. Le principal avantage de cette méthode est qu'il est approprié pour aider le concepteur des machines électrique à optimiser le coût, le poids et le mode de refroidissement dans le but d'augmenter l'efficacité et la durée de vie des machines [10], généralement, la FEM est difficile à mettre en œuvre en temps réel tant pour le contrôle que pour la surveillance, d'autre part, cette approche nécessite un temps de résolution énorme.

Selon la littérature [11-15], nous pouvons distinguer deux types d'approches de modélisation thermiques des machines électriques :

La première est basée sur des modèles thermiques, le principe de base de cette approche est de diviser la machine en composants homogènes afin de garantir que chaque pièce présente des caractéristiques thermiques uniformes telles que des condensateurs thermiques, des résistances thermiques et des coefficients de transfert thermique [11, 15]. L'identification du modèle est réalisée soit par la technique des éléments finis, soit par un grand nombre de mesure de température dans différentes parties de la machine. Ces modèles sont généralement très détaillés, donc trop complexes pour une application en temps réel [16], cependant de nombreux chercheurs simplifient ces modèles pour les applications en temps réel [15, 17]. Cette approche est robuste, malheureusement ce modèle n'est pas généralisé et quelques mesures sont nécessaires pour chaque moteur [11, 16].

La deuxième approche est à base des paramètres, cette approche étant basée sur l'estimation de la résistance en ligne [12-14] ou identifiée [18-19]. Par conséquent, la température estimée prend en compte les conditions thermiques d'environnement. Cette méthode peut répondre à des changements dans les conditions de refroidissement, elle est précise, mais elle est généralement trop sensible [13].

Aarnley et al [1] propose le Filtre Kalman Etendu (FKE) pour estimer à la fois la vitesse et la température d'induit, mais le FKE a des problèmes avec l'étape d'initialisation des matrices pour chaque machine, donc le risque de divergence n'est pas très loin et ne nous oublie pas sa dépendance du modèle mathématique.

Pantoni et al [20] proposent et utilisent le FKE en deux étapes, la première l'état stationnaire utilisé pour estimer le comportement électromécanique et la seconde c'est une version transitoire utilisée pour estimer le comportement thermique de la machine. Cependant, dans ce cas, le système est découplé et l'effet de la température sur la résistance n'est pas pris en compte pour le modèle en régime permanent.

Une nouvelle stratégie d'estimation non linéaire est proposée dans un récent article de ce domaine de recherche [21] ; en combinant des éléments de FKE avec le filtre à structure variable lisse (SVSF) pour estimer la résistance d'enroulement du stator, dans cette recherche les auteurs se limitent seulement à l'estimation de la résistance, aussi le lien entre la température et la résistance est ignoré, alors c'est la version la plus simple de l'estimateur.

Jabri et al. utilisent la technique de la logique floue pour estimer le flux et la résistance de l'induit du moteur à CC à excitation série, ceci est un problème important pour implémenter un contrôleur robuste en boucle fermée [22], dans leur dernière version [23], ils présentent une étude comparative entre un Levenberg-Marquardt (LM) et LM avec les algorithmes génétiques (GA) pour ajuster la relaxation. Cependant, dans les deux versions, seules la résistance et le flux ont été estimés, en revanche, le lien entre la résistance et la température est ignoré.

Le paramètre le plus important dans une machine électrique est la température de son enroulement ; la température de l'enroulement affecte à la fois la durée de vie de la machine et la précision de la commande, lorsque la température d'enroulement est égale ou supérieure à la température d'isolant de l'enroulement supporté, cette température critique affecte directement la durée de vie de la machine, alors comme conséquence, la bonne connaissance de l'état thermique de la machine est très importante.

Dans ce contexte, l'obtention de la température par les capteurs fragiles et chers ajoute une congestion à l'installation globale, sans oublier la problématique du placement de capteur, donc, le capteur n'est pas la bonne solution [16]. En outre, l'obtention de la température à l'aide de FK, qu'il est difficile à stabiliser, en plus la problématique de choix des matrices de covariance, reste les deux problèmes principaux du FK, nous proposons un estimateur universel intelligent basé sur le RNA.

Le RNA largement répandu dans différents domaines de technologie, tel que l'énergie renouvelable [25], la chimie [26], pharmaceutique [27] et mécanique [28], aussi bien l'RNA est utilisée dans plusieurs applications de technologie telles que la commande [29], l'optimisation [30], la modélisation [31] et la surveillance [32]. En outre, le RNA peut employer seul [33] ou mélangé avec d'autres techniques telles que GA [34], optimisation des essaims de particules (PSO) [35] et logique floue [36].

Une des questions les plus généralement exprimées dans les techniques de calcul neurales se rapporte à la taille du réseau qui fournit les meilleurs résultats. Bien que de divers `` conseils et astuces' il n'y a toujours pas de réponse claire pour répondre à cette question [37, 38].

L'utilisation de la méthode proposée pour l'estimation simultanée combine beaucoup d'avantages, nous n'avons pas besoin d'utiliser les capteurs de vitesse et de température, l'estimation de la température d'armature peut être employée pour la surveillance thermique, et l'estimation de la vitesse peut être employée dans un processus d'entraînement de vitesse. L'estimation de résistance peut être employée dans des calculs adaptatifs dans le but d'échapper au phénomène de dérèglement de la commande par des variations paramétriques telles que la correction de gain de PID. L'estimateur proposé convient dans la commande et dans la surveillance thermique [39].

### 4.3. Design de l'estimateur neuronal

Le modèle utilisé dans ce chapitre est détaillé dans la section (2.4.1) du chapitre 2, il peut être représenté comme suit :

$$\begin{aligned}
 \frac{di_a}{dt} &= -\frac{R_{a0}(1+\alpha_{cu}\theta)}{l_a}i_a - \frac{k_e}{l_a}\omega + \frac{1}{l_a}V_a \\
 \frac{d\omega}{dt} &= \frac{k_e}{J}i_a - \frac{b}{J}\omega - \frac{1}{J}T_l \\
 \frac{d\theta}{dt} &= \frac{R_{a0}(1+\alpha_{cu}\theta)}{H}i_a^2 + \frac{k_{ir}}{H}\omega^2 - \frac{k_0(1+k_r\omega)}{H}\theta
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Après avoir résolu l'équation (4.1) avec l'utilisation des paramètres du moteur à CC (annexe B.1). Nous ajoutons un bruit blanc gaussien aléatoire aux sorties du modèle de la machine (vitesse, température et résistance) et les utiliser comme sortie désirée du CFNN, également aussi pour la tension et le courant et les utiliser comme les entrées du CFNN, la figures 4.1 montre l'estimateur utilisé dans cette partie.

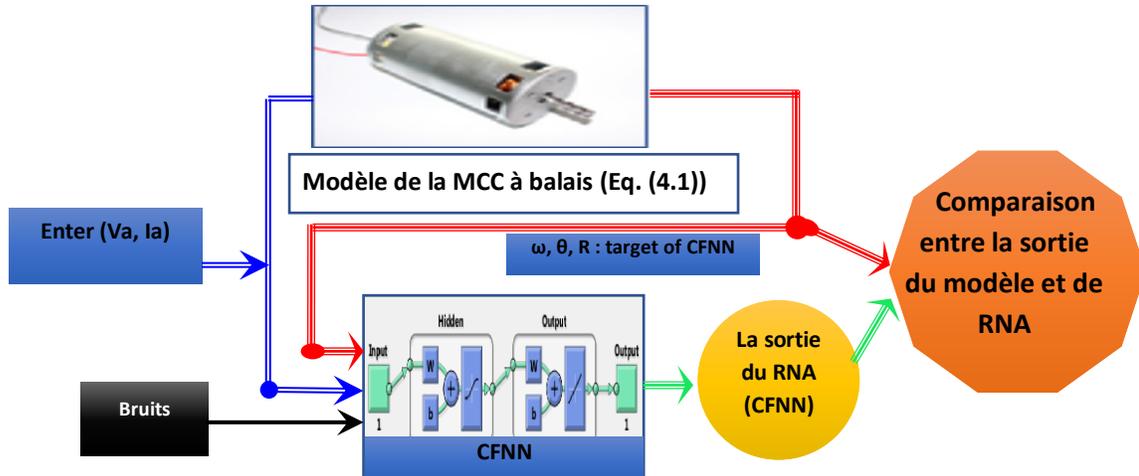


Fig. 4. 1 Comparaison entre les sorties du modèle et d'ANN

Les résultats de simulation de l'estimation simultanée de la vitesse, de la température moyenne et de la résistance d'induit par CFNN pour un service continu ou abrégé par le type de service S1. Le type de service S1 est caractérisé par un fonctionnement à charge constante maintenue pendant un temps suffisant pour permettre la machine d'atteindre l'équilibre thermique [39]. Les résultats d'estimation par RNA sont en bon accord avec les résultats du modèle, comme on peut le voir ci-dessous, ce qui prouve la capacité de l'approche proposée. Les paramètres du moteur à CC utilisés lors des simulations sont donnés dans l'annexe B.1.

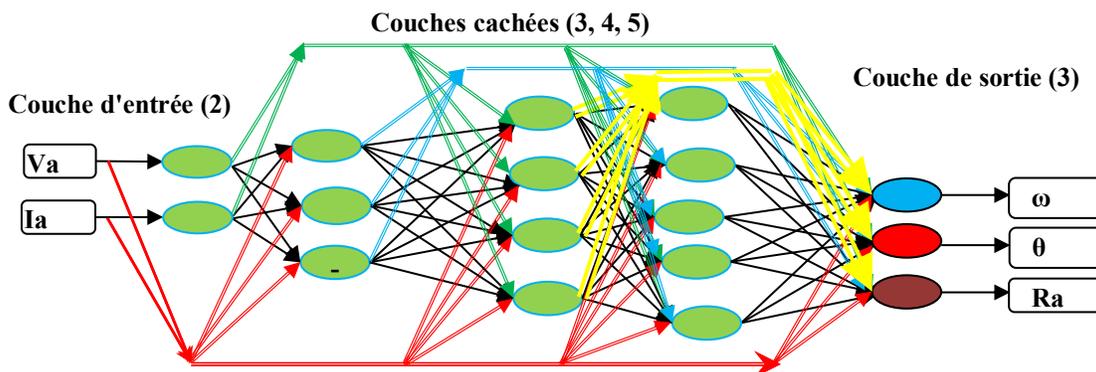


Fig. 4. 2 Architecture de d'estimateur utilisé

La moitié des données des résultats de simulation du modèle de la MCC a été utilisée pour l'apprentissage, l'autre moitié étant partagée par les ensembles de test et de validation. La procédure utilisée pour former le RN était l'erreur de validation croisée vérifiée sur plusieurs ensembles de données d'apprentissage, ces bruits rendent l'entraînement très lent, mais le CFNN est bien formé et applicable en temps réel, aussi pour vérifie les performances et la robustesse du CFNN. La moitié des

données de simulation de la MCC ont été utilisées pour créer un ensemble d'entraînement, l'autre moitié étant partagée également par des ensembles de test et de validation.

L'algorithme de rétropropagation (Back Propagation) BP a été utilisé pour former le réseau neurones de sorte que sur tous les modèles d'apprentissage, l'erreur quadratique (E) entre les sorties réseau réelles (y) et les sorties désirées correspondantes (y<sub>d</sub>) est minimisée à une valeur supposée :

$$E = \sum (y_d - y)^2 \quad (4.2)$$

Pour obtenir l'architecture réseau optimale, pour chaque couche, les types de fonctions de transfert doivent être déterminés par une méthode d'essai et d'erreur. Sur l'entrée (2 unités) et trois couches cachées (3, 4 et 5 unités), une fonction de transfert sigmoïde tangente hyperbolique a été utilisée, définie comme :

$$f(\text{net}_j) = \frac{2}{1 + e^{-2\text{net}_j}} - 1 \quad (4.3)$$

Où net est la somme pondérée de l'unité d'entrée j, et f(net) est les unités de sortie. La couche de sortie à 3 unités avec une fonction de transfert linéaire pure, définie comme :

$$(\text{net}_j) = \text{net}_j \quad (4.4)$$

#### 4.4. Application de l'estimateur CFNN à de BBP à la MCC

##### 4.4.1. Principe et règles de BBP

La rétropropagation de la régularisation bayésienne (Bayesian regularization Back Propagation) BBP décrite par MacKay en 1992 [40], le cadre bayésien pour les réseaux de neurones est basé sur l'interprétation probabiliste des paramètres de réseau [41-44] et implique une distribution de probabilités de poids de réseau basée sur la formule de Bayes [43], le poids correspond à la distribution de probabilité antérieure des paramètres de réseau [43,45] et peut être mis à jour comme suit :

$$p(w | D, \alpha, \beta, H) = \frac{p(D | w, \beta, H)p(w | \alpha, H)}{p(D | \alpha, \beta, H)} \quad (4.5)$$

Où H représente un modèle de réseau neuronal spécifique, D représente l'ensemble de données,  $\beta$  et  $\alpha$  sont des paramètres de régularisation, w est un vecteur de poids de réseau neuronal, p(D | w,  $\beta$ , H) est une fonction de vraisemblance (Likelihood function), p(w |  $\alpha$ , H) est la distribution a priori, p(D |  $\alpha$ ,  $\beta$ , H) est le facteur de normalisation.

La fonction objective est décrite par

$$M(w) = \beta E_D + \alpha E_w \quad (4.6)$$

Où :  $\alpha$  et  $\beta$  sont des paramètres de régularisation,  $E_D$  est la fonction de l'erreur quadratique moyenne des sorties du réseau neuronal et elle est donnée par :

$$E_D = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (e_i)^2 \quad (4.7)$$

Où :  $m$  est le nombre d'échantillons,  $e_i$  est les différentiels entre la sortie attendue et la sortie réelle du réseau neuronal.  $E_w$  est un terme de pénalité de complexité de réseau dans la méthode de régularisation et il est donnée par :

$$E_w = \frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_i^2 \quad (4.8)$$

Où  $w_i$  est la valeur de poids du réseau,  $n$  est le nombre de poids.

Dans le cadre bayésien, les poids optimaux devraient maximiser la distribution postérieure qui est égale à minimiser les paramètres de fonction objective  $\alpha$  et  $\beta$  et si la distribution a priori considérée comme distribution Gaussien, il y a:

$$p(w | \alpha, H) = \frac{1}{Z_w(\alpha)} \exp(-\alpha E_w) \quad (4.9)$$

Où:

$$Z_w(\alpha) = \left( \frac{2\pi}{\alpha} \right)^{\frac{n}{2}} \quad (4.10)$$

La fonction de vraisemblance peut s'écrire comme :

$$p(D | w, \beta, H) = \frac{1}{Z_D(\beta)} \exp(-\beta E_D) \quad (4.11)$$

$$Z_D(\beta) = \left( \frac{2\pi}{\beta} \right)^{\frac{m}{2}} \quad (4.12)$$

Selon l'équation (4.9), (4.12), l'équation (4.5) devient :

$$p(w | D, \alpha, \beta, H) = \frac{1}{Z_M(\alpha, \beta)} (-\beta E_D - \alpha E_w) = \frac{1}{Z_M(\alpha, \beta)} \exp(-M(w)) \quad (4.13)$$

Où:

$$Z_M(\alpha, \beta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-\beta E_D - \alpha E_w) d\mathbf{w} \quad (4.14)$$

$Z_M(\alpha, \beta)$  n'est pas lié aux poids de  $w$ , donc pour minimiser  $M(w)$ , on peut obtenir le maximum de la distribution postérieure.

La valeur de  $\alpha$  et  $\beta$  au minimum  $W_{MP}$  de  $M(w)$  :

$$\alpha_{MP} = \frac{\gamma}{2E_W(w_{MP})} \quad (4.15.a)$$

$$\beta_{MP} = \frac{m-\gamma}{2E_D(w_{MP})} \quad (4.15.b)$$

Où  $\gamma$  est désignée comme le nombre des paramètres efficaces dans le réseau neuronal et sa valeur varie de 0 ou 1 à  $m$ .  $\gamma$  est donné par :

$$\gamma = m - 2\alpha_{new} tr(H^{MAP})^{-1} \quad (4.16)$$

Où  $H^{MAP}$  est la matrice de Hessian, MAP est le maximum a posteriori.

La figure 4.3 résume les étapes de l'algorithme d'apprentissage de la régularisation bayésienne.

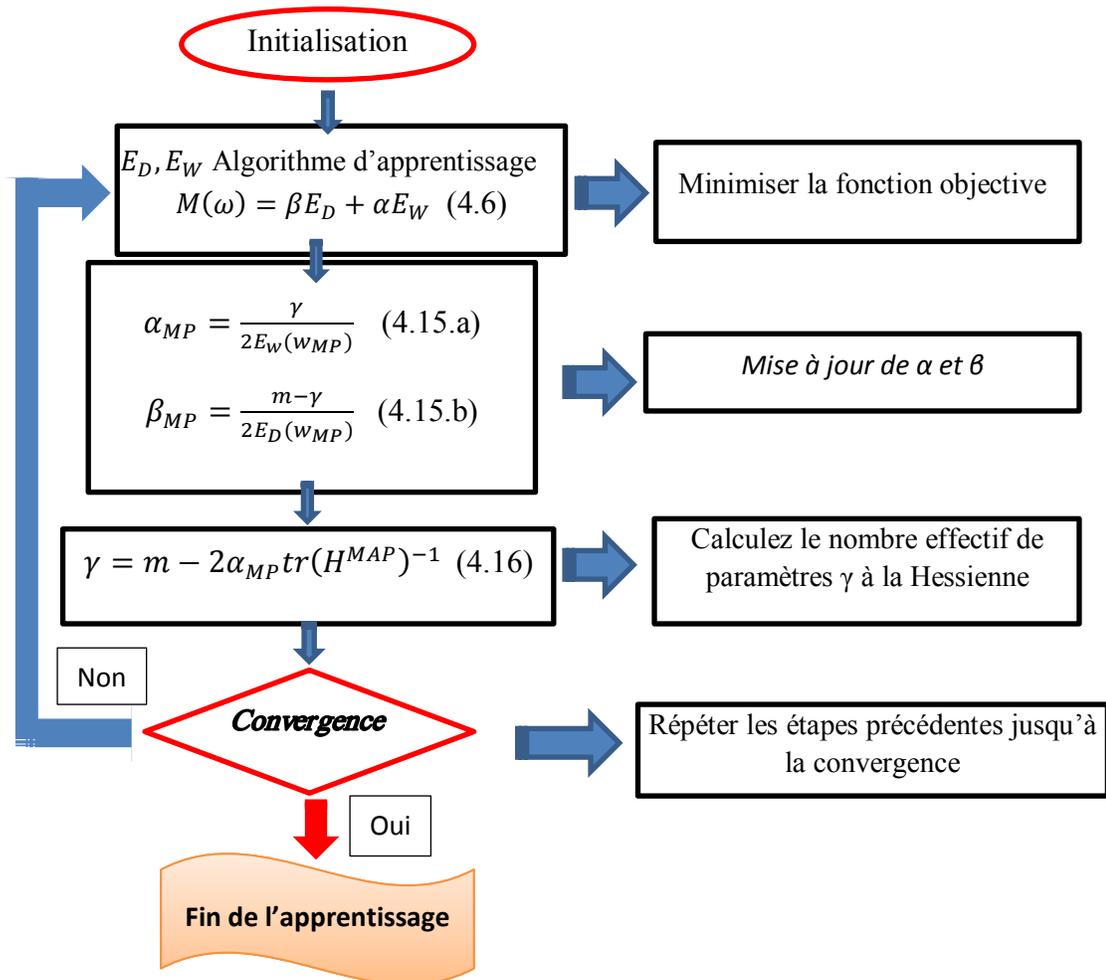
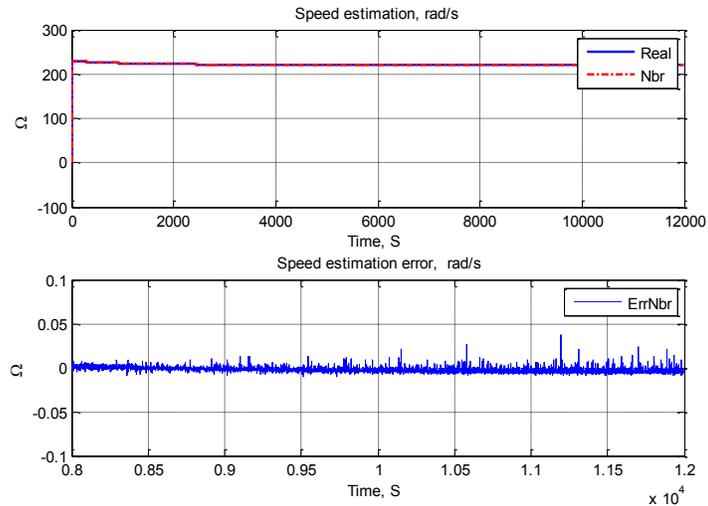


Fig. 4.3 Procédures d'apprentissage du RNA à base de régularisation bayésienne

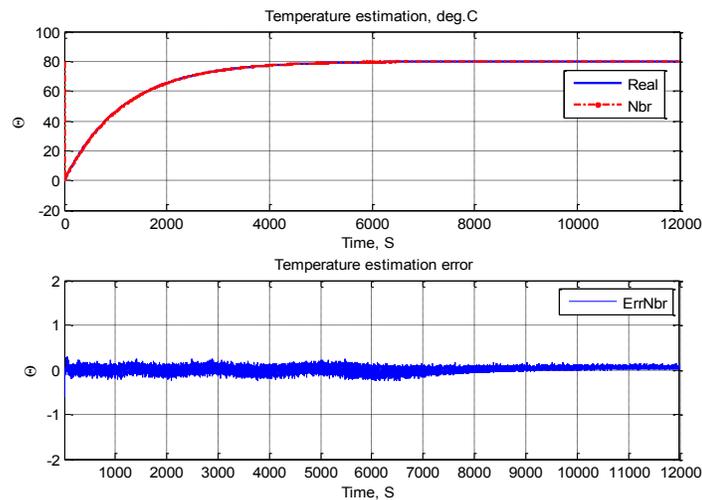
#### 4.4.2. Résultats de simulation

Dans cette étape de simulation, nous suivons les instructions décrites dans la section précédente pour obtenir un CFNNE (Estimateur de CFNN) optimisé. Pour ce cas le RNA de type CFNNE à base de RBP est obtenue après 2000 à la performance  $1.6e^{-4}$ .



**Fig. 4. 4** Estimation de la vitesse par RNA à base de CFNNBBP

Estimation de vitesse de la MCC et l'erreur correspondant est exposé par la figure.4.4, dans le régime transitoire nous pouvons voir une crête de la courbe d'erreur d'estimation de vitesse de valeur 110 rad/s mais la durée de cette crête est 0.3s. Dans l'état d'équilibre notre CFNNE donnent de bons résultats avec l'erreur d'estimation moins de 0.04 rad/s qui signifie moins de 0.008%.



**Fig. 4. 5** Estimation moyenne de la température par RNA à base de CFNNBBP

L'estimation de la température est montrée dans la figure.4. 5; la valeur de la température dans la machine à CC à l'état d'équilibre thermique est approximativement 80 °C, l'erreur correspondante est moins de 0.6 °C ainsi, moins de 0.75%. Le CFNNE peut également estimer la résistance, cette estimation est montrée dans la figure. 4. 6, on peut voir que l'erreur d'estimation est moins que 0.004Ω.

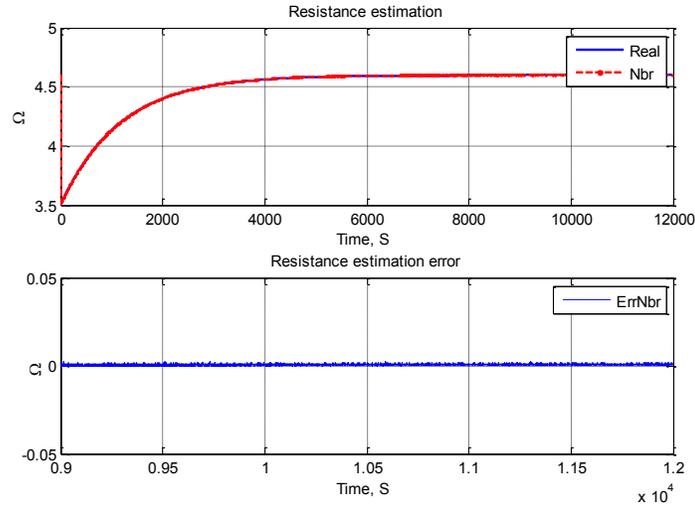


Fig. 4. 6 Estimation de résistance d'armature par RNA à base de CFNNBBP

#### 4.5. Application de l'estimateur CFNN à de BFGS BP à la MCC

##### 4.5.1. Principe et règles de Quasi-Newton BFGS BP

L'algorithme de formation Quasi-Newton BFGS BP est une méthode utile pour mettre à jour les poids et les biais du réseau selon les formules BFGS [45-48]. L'algorithme appartient à la famille quasi-Newton et a été conçu par Broyden, Fletcher, Goldfarb et Shanno en 1970 [49-52] pour parvenir à une optimisation rapide [47, 48]. C'est une méthode itérative qui se rapproche de la méthode de Newton sans l'inverse de la matrice de Hessien [47]. C'est un algorithme d'optimisation du second ordre [47,48]. Dans cette partie, les valeurs de poids et de biais ont été mises à jour selon la méthode BFGS quasi-Newton, et le nouveau poids  $w_{k+1}$  a été calculé comme suit :

$$w_{k+1} = w_k - H_k^{-1} \Psi_k \quad (4.17)$$

Où:  $H_k$  est la matrice hessienne de l'indice de performance aux valeurs actuelles des poids et des biais. Lorsque  $H_k$  est grand, le calcul de  $w_{k+1}$  est complexe et prend beaucoup de temps [53-55]. BFGS ne calcule pas le Hessien inverse mais l'approximera comme suit :

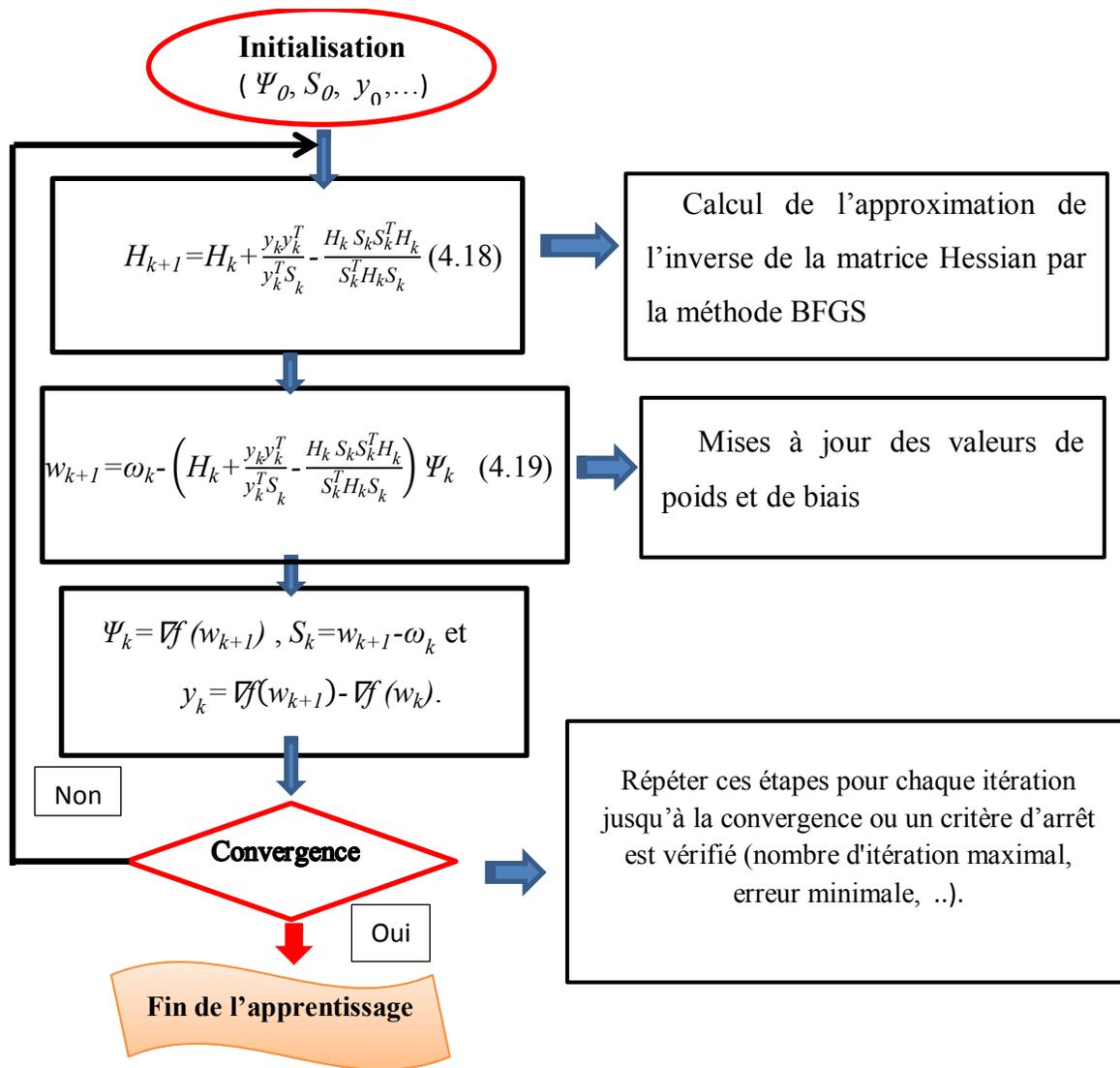
$$H_{k+1} = H_k + \frac{y_k y_k^T}{y_k^T S_k} - \frac{H_k S_k S_k^T H_k}{S_k^T H_k S_k} \quad (4.18)$$

Où:  $\Psi_k = \nabla f(w_{k+1})$ ,  $S_k = w_{k+1} - w_k$  and  $y_k = \nabla f(w_{k+1}) - \nabla f(w_k)$ .

La nouvelle formule peut être approximée comme :

$$w_{k+1} = w_k - \left( H_k + \frac{y_k y_k^T}{y_k^T S_k} - \frac{H_k S_k S_k^T H_k}{S_k^T H_k S_k} \right) \Psi_k \quad (4.19)$$

La figure 4.7 résume les étapes de l'algorithme d'apprentissage par la méthode de de BFGS.



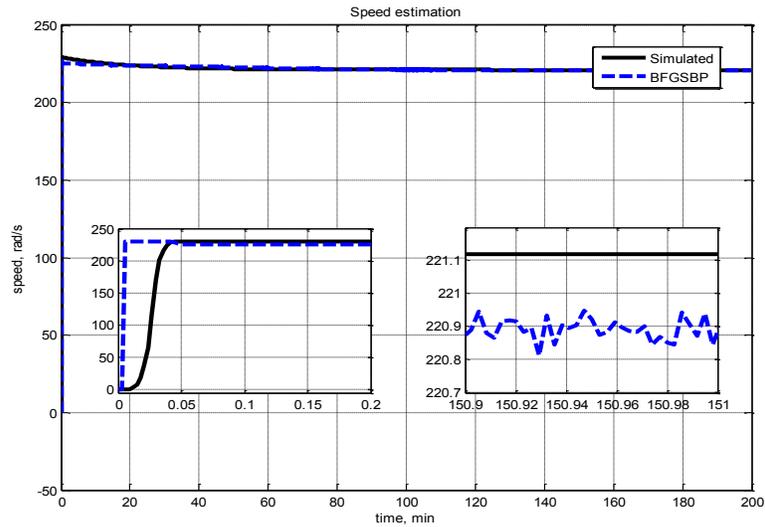
**Fig. 4. 7** Procédures d'apprentissage du RNA par rétropropagation à base de la méthode BFGS

Cette méthode présente plusieurs avantages : elle présente un meilleur taux de convergence que les gradients conjugués [45-48], elle est stable car la mise à jour de BFGS Hessien est symétrique et positive définie [47], et BFGS calcule une approximation du Hessien inverse uniquement  $O(n^2)$  opérations [47]. Cependant, cette méthode nécessite beaucoup de mémoire pour converger, surtout à grande échelle [53-56], alors que de nombreux chercheurs s'intéressent à la réduction des besoins en mémoire [54-60].

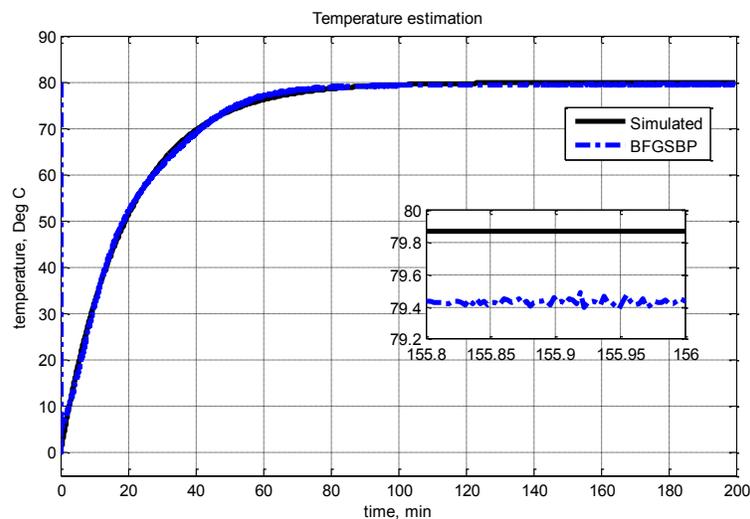
#### 4.5.2. Résultats de la simulation

La vitesse estimée et les erreurs correspondantes sont montrées à la figure 4.8. Les résultats obtenus par Acarnley et al. dans [1] suggèrent que l'erreur d'estimation de la vitesse d'EKF est d'environ 2%. De plus, il ne convient pas aux servomoteurs haute performance [1]. Cependant, dans les résultats

obtenus ici, l'erreur est inférieure à 0,4 rad / s et ne représente que 0,18% de la valeur finale, comme le montre la figure 4.8.

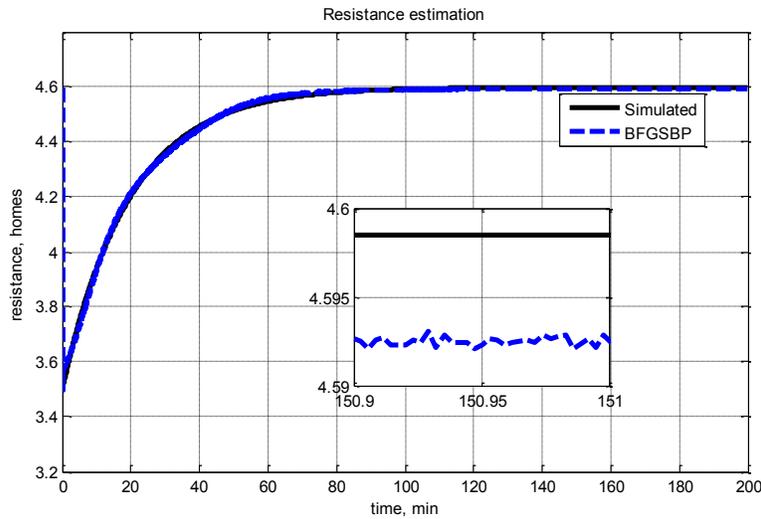


**Fig. 4. 8** Vitesse simulée et estimée par CFNN à base de BFGS.



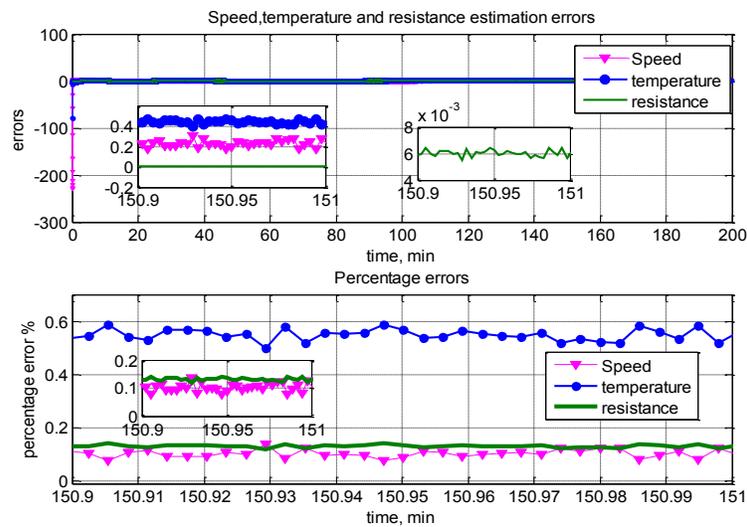
**Fig. 4. 9** Température moyenne d'induit simulée et estimée par CFNN à base de BFGSBP.

La température estimée et les erreurs correspondantes sont indiquées à la figure 4.9 où elle atteint 79,5 °C, tandis que la sortie du modèle est 80 °C et l'erreur d'état stationnaire estimée est inférieure à 0,5 °C, qui ne représente que 0,625% ce qui est insignifiant comme on peut le voir dans les figures 4.9. Cela peut être contrasté avec les résultats de [1] qui suggèrent que l'erreur d'estimation de la température est de 3 °C, soit environ 3,75%, alors que Nestler et al. dans [61] ont constaté que l'erreur de température de bobinage estimée était élevée. Même Pantonial et al. dans [20] donnent une amélioration de leurs et ils suggèrent que l'erreur n'est pas supérieure à 1 °C, mais les résultats présentés dans [31] et dans ce document sont les meilleurs.



**Fig. 4. 10** Résistance d'induit estimée et simulée par CFNN à base de BFGSBP.

La figure 4.10 représente la résistance estimée par CFNN basée sur BFGS BP et la réponse du modèle, comme nous pouvons le voir sur cette figure la résistance à la même courbure que la température d'induit, où la résistance estimée est de 4,59 Ω, soit moins de  $6 \times 10^{-3}$  de la résistance simulée. Pratiquement, cette différence est une quantité négligeable et ne représente que 0,13% de la valeur finale. Les résultats obtenus sont plus précis que ceux présentés dans [62].



**Fig. 4. 11** Erreurs d'estimation de la vitesse, de la température et de la résistance

La figure 4.11 montre les erreurs d'estimation de la vitesse, de la température et de la résistance, ainsi que leur pourcentage par rapport à leur valeur nominale. La figure 4.11 et le tableau 4.1 montrent plus clairement le bon accord entre les sorties du modèle et les sorties de notre capteur intelligent, nous pouvons résumer les résultats de simulation par le tableau suivant:

**Tableau 4. 1** Résumé des erreurs d'estimation par la méthode BFGS BP

	$X_{\text{modèle}} - X_{\text{Estimé}}$	$(X_{\text{modèle}} - X_{\text{Estimé}}) / X_{\text{modèle}}$
Vitesse	0.4 rad/s	0.18%
Température	0.5 °C	0.625%
Résistance	0.006 Ω	0.13%

### 4.5.3. Conclusion

Un estimateur simultané sans capteur pour une machine à CC basée sur un CFNN formé par BFGS BP a été proposé et vérifié par simulation et par comparaison avec des études antérieures. L'estimateur comprend des estimations de la vitesse sans capteur, de la température moyenne de l'induit et de la résistance basées uniquement sur les mesures de tension et de courant. La vitesse et la température estimées éliminent le besoin de mesures de vitesse et la nécessité d'un capteur thermique. De plus, la température estimée résout le problème d'obtention d'informations thermiques de l'induit tournant.

## 4.6. Application de l'estimateur CFNN à de RBP à la MCC

### 4.6.1. Principe et règles de RBP

La rétropropagation résilient souvent abrégée par Rprop [63-68] ou RBP [69-74] a été créée par Riedmiller et al. en 1992 [65], il est à apprentissage heuristique [64] et il est un algorithme de mise à jour par lots [74] pour l'apprentissage supervisé [68, 76] et Rprop est un algorithme d'optimisation de premier ordre [77]. Rprop effectue une adaptation locale des mises à jour de poids basées sur le signe de la dérivée partielle  $\partial E / \partial w_{ij}$  pour éliminer l'influence néfaste de la taille de la dérivée partielle sur le pas de poids. Il est basé sur la règle dite de Manhattan Learning [65, 67], pour plus de détails, le lecteur est référé à [64-68, 70,78]. Dans chaque itération, les nouveaux poids sont donnés par :

$$w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij}^{(t)}. \quad (4.20)$$

La taille du changement de poids est exclusivement déterminée par une valeur de mise à jour spécifique au poids, réalisée comme suit:

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{if } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ +\Delta_{ij}^{(t)}, & \text{if } \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (4.21)$$

La deuxième étape de l'apprentissage Rprop consiste à déterminer la nouvelle valeur de mise à jour. Les règles de mise à jour de pas sont les suivantes:

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \min(\eta^+ \cdot \Delta_{ij}^{(t-1)}, \Delta_{max}), & \text{if } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} > 0 \\ \max(\eta^- \cdot \Delta_{ij}^{(t-1)}, \Delta_{min}), & \text{if } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial \omega_{ij}} \cdot \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)}, & \text{else} \end{cases} \quad (4.22)$$

Avec  $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$ . La figure 4. 11 résume les étapes de l’algorithme d’apprentissage par la rétropropagation résilient.

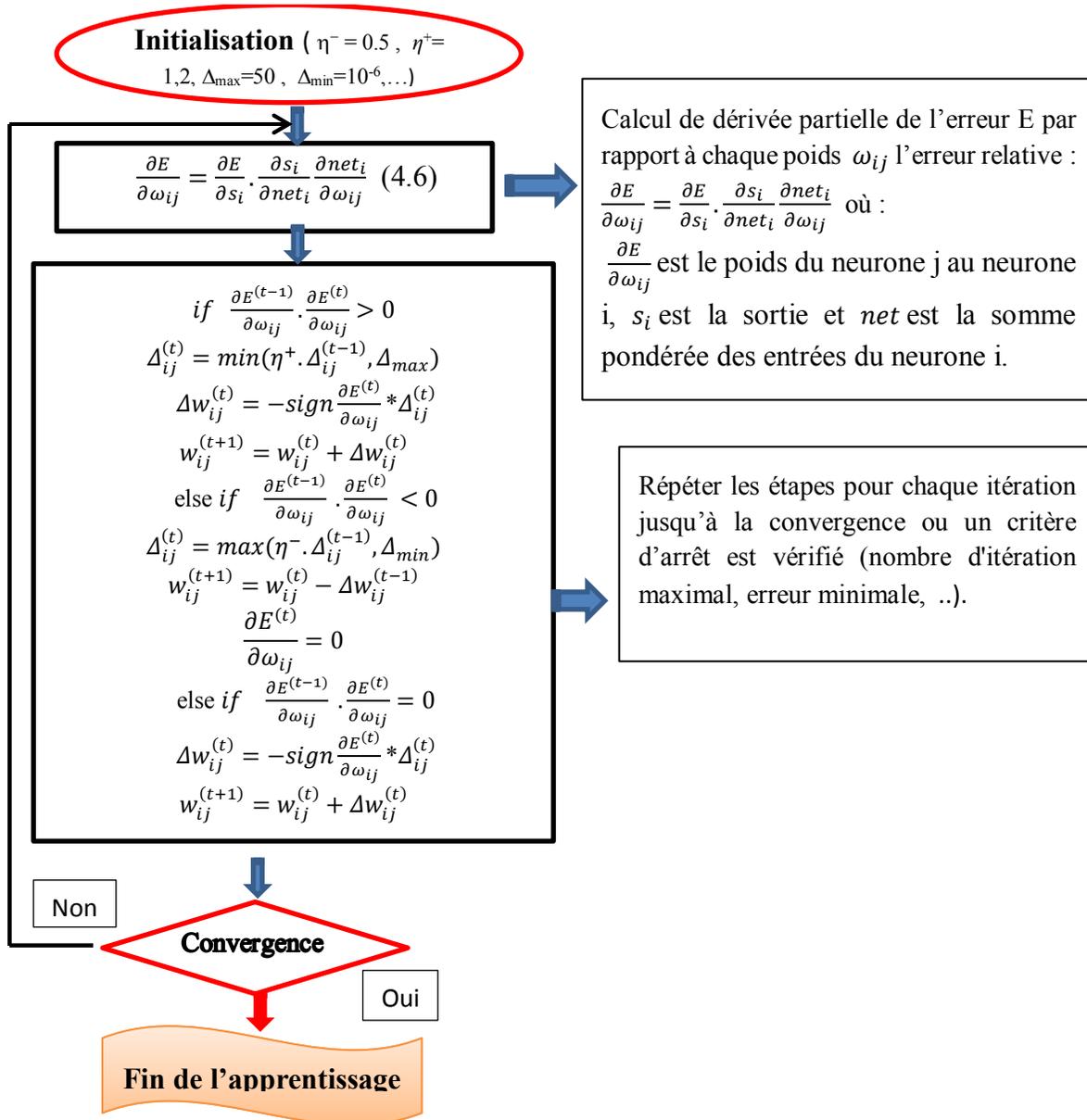


Fig. 4. 12 Procédures d’apprentissage du RNA à base de rétropropagation résilient

Pour chaque poids, s'il y a changement de signe de la dérivée partielle de la fonction d'erreur totale pour deux itérations successives, la valeur de mise à jour de ce poids est multipliée par un facteur  $\eta^-$ , où  $\eta^- < 1$ , la valeur préférée du facteur de réduction qui donne les meilleurs résultats est  $\eta^- = 0.5$  [68, 76], mais si deux itérations successives produisent le même signe, la valeur de mise à jour est multipliée par un facteur de  $\eta^+$ , où  $\eta^+ > 1$ , la valeur préférée du facteur d'augmentation qui donne les meilleurs résultats est  $\eta^+ = 1,2$  [68, 76], le pas de poids maximum est fixé à  $\Delta_{\max}=50$ , et le pas minimum la taille est  $\Delta_{\min}=10^{-6}$  [68, 76], pour plus de détails le lecteur intéressé est mentionné [64-68, 78].

#### 4.6.2. Variantes de Rprop

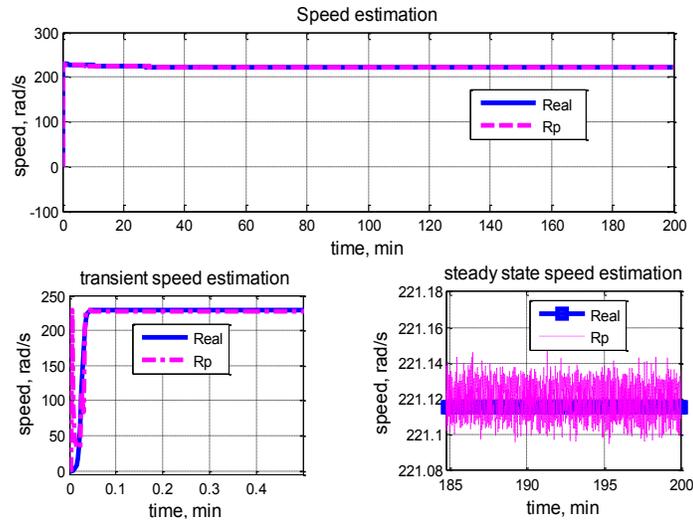
Deux variantes ont d'abord été créées, avec un backtracking de poids [67, 68] nommé Rprop<sup>+</sup> [66] et sans weight-backtracking [76] nommé Rprop<sup>-</sup> [66]. Une étude comparative des performances entre ces algorithmes et de nombreuses autres techniques d'apprentissage supervisé par feed-forward pour de nombreux problèmes de référence a été présentée dans [68, 76].

Igel et al. créer deux nouvelles versions est basé sur l'ajout d'un a stocké l'erreur précédente  $E(t-1)$  comme une nouvelle variable à Rprop<sup>+</sup>, cette version nommée iRprop<sup>+</sup> [66], le second est que la dérivée ( $\partial E(t) / \partial w_{ij}$ ) est mis à zéro [66], iRprop<sup>-</sup> est décrit [64, 66], donc, la seule différence entre Rprop<sup>-</sup> et iRprop<sup>-</sup> est que la dérivée ( $\partial E(t) / \partial w_{ij}$ ) est mis à zéro [66], et comme comparaison entre iRprop<sup>-</sup> et iRprop<sup>+</sup>, iRprop<sup>-</sup> est identique à iRprop<sup>+</sup>, mais sans retour en arrière [64].

Le lecteur est référé à [64-76] pour bien comprendre ces variantes, où une comparaison des performances de toutes les variantes Rprop et plusieurs algorithmes d'apprentissage a été réalisée avec quatre problèmes de référence de réseau de neurones.

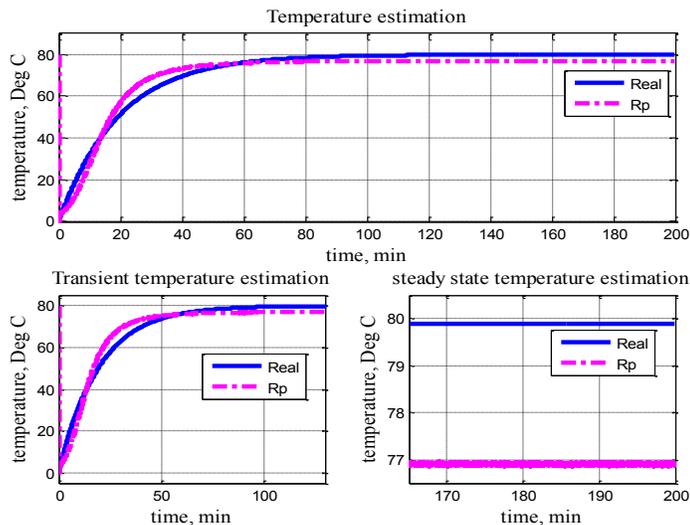
#### 4.6.3. Résultats de simulation

La vitesse estimée et les erreurs correspondantes sont indiquées dans la figure. 4.13, les résultats obtenus par Acarnley et al. dans [1] suggèrent que l'erreur d'estimation de la vitesse de EKF est d'environ 2%. Acarnley affirment que cette application est limitée lorsqu'une précision faible est nécessaire, comme certaines applications à usage général, ne conviennent pas aux servomoteurs à haute performance [1]. Cependant, dans nos résultats, l'erreur est inférieure à 0,015 rad/s et ne représente que 0,0067% de la valeur finale telle qu'elle est représentée par la figure. 4.16.



**Fig. 4. 13** Vitesse estimée et simulée

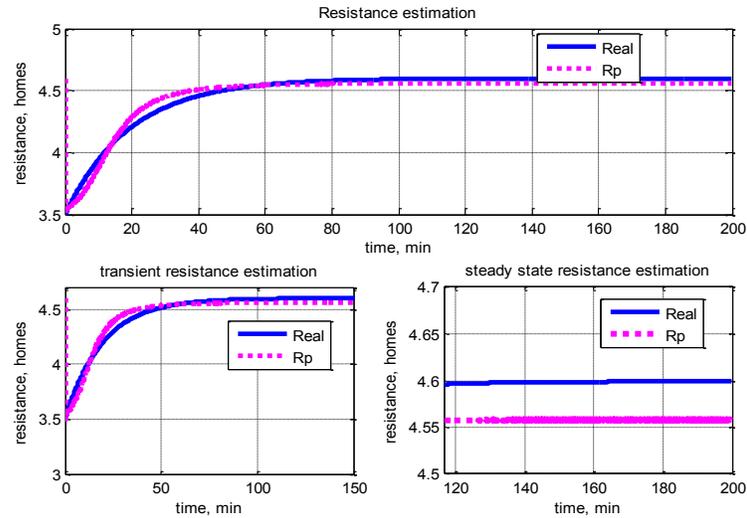
La figure.4.14 présente la température estimée de l'induit d'une machine à courant continu basée sur CFNN. Comme le montre la figure. 4.14, la température estimée atteint  $77^{\circ}\text{C}$  et la sortie du modèle à proximité de  $80^{\circ}\text{C}$ , alors que l'erreur d'estimation à l'état stationnaire est inférieure à  $3^{\circ}\text{C}$ , comme on peut le voir dans les figures 5. Cependant, Nester et al. dans [61] utilisent l'observateur de Luenberger et il a été démontré que l'erreur de température de bobinage estimée est importante, et les résultats offerts par Acarnley et al. dans [1] se sont concentrés dans le même contexte et suggèrent que l'erreur d'estimation de la température par FKE est de  $3^{\circ}\text{C}$  est d'environ de 3,75%.



**Fig. 4. 14** Température moyenne de l'armature estimée et simulée.

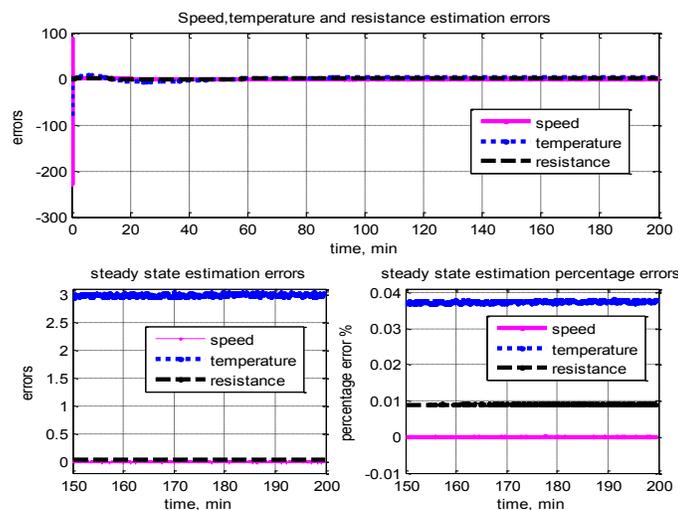
La figure 4.15 représente la résistance estimée par CFNN et la réponse du modèle, à partir de cette figure, on peut voir que la résistance à la même courbure que la température de l'armature, où à l'état stationnaire la résistance estimée a atteint presque  $4,56\ \Omega$  moins de  $0,04\ \Omega$  de résistance simulée, pratiquement, cette différence est une quantité négligeable et ne représente que 0,9% de la valeur

finale, ces résultats dans cette partie sont plus précis que les résultats de Zhang et al. présentés dans [62], aussi ces résultats sont en accord avec les résultats de Karanayil et al. présentés dans [79], où les erreurs d'estimation des résistances du rotor et du stator sont respectivement de 0,3% et de 5%.



**Fig. 4. 15** Résistance estimée et simulée de l'armature

La figure. 4.16 montre les erreurs d'estimation de la vitesse, la température et la résistance, et leur pourcentage par rapport à leur valeur nominale, cette figure montre plus clairement l'accord parfait entre les sorties du modèle et les sorties de capteurs intelligents.



**Fig. 4. 16** Erreurs d'estimation de la vitesse, de la température et de la résistance.

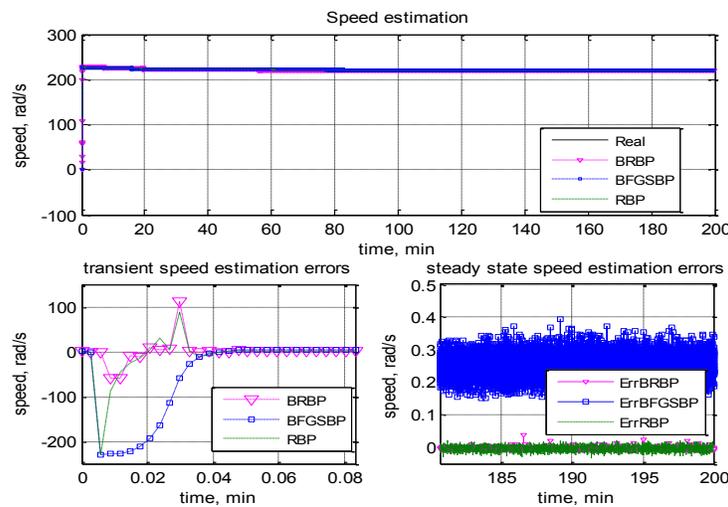
#### 4.6.4. Conclusions

Un estimateur de la vitesse et de l'enroulement induit est proposé pour les MCC à balais à base de CFNN formés par la RBP. L'estimateur proposé comprend une estimation de la vitesse, une température moyenne de l'armature et la de résistance basée uniquement sur la tension et les mesures

actuelles. La vitesse et la température estimées éliminent le besoin de mesures de vitesse et la nécessité du capteur thermique. De plus, la température estimée résout les problèmes d'obtention des informations thermiques de l'armature rotative. De plus, la résistance estimée peut être utilisée pour améliorer la précision des algorithmes de contrôle qui sont affectés par une augmentation de la résistance en fonction de la température. Le bon accord entre le modèle et l'estimateur intelligent démontre l'efficacité de l'approche proposée.

#### 4.7. Comparaison des performances des trois algorithmes d'apprentissage

L'idée principale de cette partie est de faire une comparaison des performances entre les trois types d'algorithmes d'apprentissage dans le cas de l'estimation simultanée des paramètres et des états pour une machine à courant continu à balais, une série de simulations ont été réalisées pour les trois algorithmes et les résultats ont été comparés entre eux pour chaque sortie de RNA. L'étude comparative du temps nécessaire pour converger pour chaque MSE supposée, présente le compromis entre rapidité et la convergence des trois algorithmes afin de développer les meilleures performances.

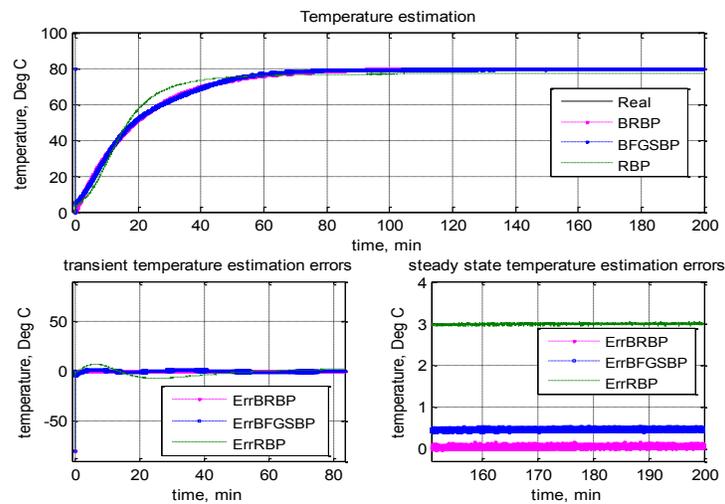


**Fig. 4. 17** Vitesse estimée et simulée par les trois algorithmes

La Figure .4.17 montre la vitesse estimée et leurs courbes d'erreur correspondantes par trois CFNNs pour la machine DC à balais, dans l'état transitoire, nous pouvons voir sur la courbe d'erreur d'estimation de vitesse un pic supérieur à  $-200$  rad / s à la fois pour RBP et BFGSBP, mais moins de  $-50$  rad / s pour BRBP. En régime permanent, BRBP et RBP donnent d'excellentes performances avec une erreur d'estimation inférieure à  $0,04$  rad / s, ce qui signifie moins de  $0,018\%$ , cependant, les erreurs BFGSBP sont inférieures à  $0,4$  rad / s, donc inférieures à  $0,18\%$ . Cependant, les résultats obtenus par Acarnley et al. dans [1] suggèrent que l'erreur d'estimation de la vitesse d'EKF est d'environ  $2\%$  ou

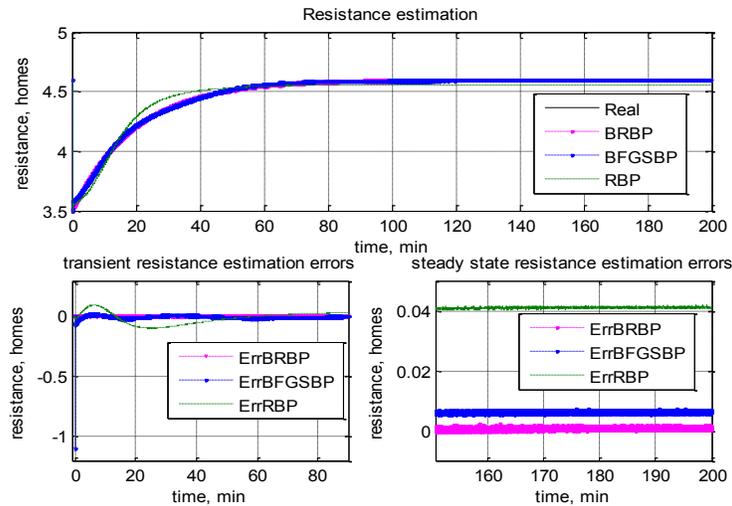
les auteurs affirment que cette application est limitée lorsqu'une faible précision est nécessaire, ce qui ne convient pas aux servomoteurs à hautes performances [1].

Les courbes de température estimées par trois NN ont été illustrées par la figure.4.18, dans un état transitoire, nous voyons un pic de  $-80\text{ }^{\circ}\text{C}$  à la fois pour RBP et BFGSBP, ce dernier, ne dépasse pas  $10\text{ }^{\circ}\text{C}$  pour BRBP. En régime permanent, le BRBP donne les meilleures performances avec une erreur inférieure à  $0,2\text{ }^{\circ}\text{C}$  et même pour BFGSBP avec une erreur inférieure à  $0,6\text{ }^{\circ}\text{C}$ , cependant, RBP donne une erreur importante égale à  $3\text{ }^{\circ}\text{C}$ . Cependant, Nestler et al. dans [61] utilisent un observateur de Luenberger et il a été montré que l'erreur de température d'enroulement estimée est importante, et les résultats offerts par Acarnley et al. dans [1] concentré dans le même contexte et suggèrent que l'erreur d'estimation de la température de FKE est de  $3\text{ }^{\circ}\text{C}$  est d'environ  $3,75\%$ .



**Fig. 4. 18** Température d'armature estimée et simulée par les trois algorithmes

La figure 4.19 représente la résistance estimée par trois RNA et la réponse du modèle, à partir de cette figure, à l'état stationnaire, la résistance estimée atteint presque  $4,56\ \Omega$  pour tous les algorithmes, l'estimateur basé sur RBP donne une estimation avec une erreur inférieure à  $0,04\ \Omega$  et ne représente que  $0,88\%$  de la valeur finale, ce résultat est en accord avec les résultats de Karanayil et al. présentés dans [79], où les erreurs d'estimation des résistances du rotor et du stator sont respectivement de  $0,3\%$  et  $5\%$ . Pour les deux autres algorithmes produisent des résultats pratiquement identiques avec une très petite erreur, pratiquement est quantité négligeable, ceci résulte dans ce document sont plus précis que les résultats de Zhang et al. Présentés dans [62].



**Fig. 4. 19** Résistance d'induit estimée et simulée par les trois algorithmes

Le tableau 4. 2 montre les erreurs d'estimation donner par les trois estimateurs.

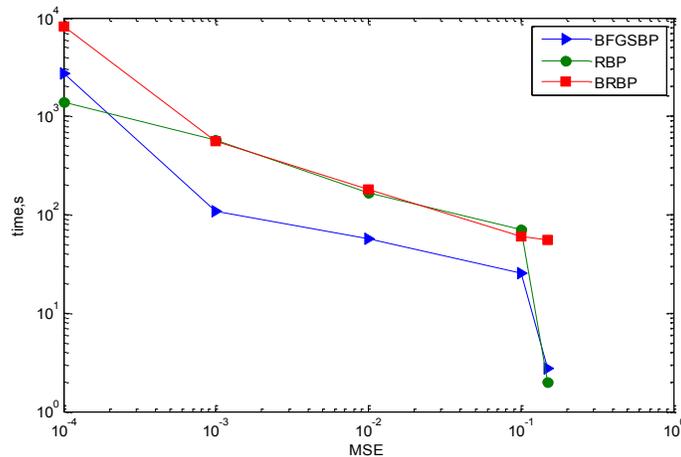
$$\Delta X = X_{\text{modèle}} - X_{\text{Estimé}} \tag{4.23}$$

$$\Delta X_r = 100 * (X_{\text{modèle}} - X_{\text{Estimé}}) / X_{\text{modèle}} \tag{4.24}$$

**Tableau 4. 2** Résumé des erreurs d'estimation par les trois algorithmes

	BFGSBP		RBP		BBP	
	$\Delta X$	$\Delta X_r$	$\Delta X$	$\Delta X_r$	$\Delta X$	$\Delta X_r$
Vitesse (rad/s)	0.4	0.18%	0,04	0.018	0,04	0.018
T ( °C)	0.5	0.625%	3	3.75	0.2	0.25
Ra	0.006	0.13%	0.04	0.88	Négligeable	Négligeable

La relation entre les algorithmes est illustrée plus en détail sur la figure 4.20 qui trace le temps requis pour se converger pour chaque algorithme par rapport à l'erreur quadratique moyenne (MSE) supposé. En général, nous pouvons voir que lorsqu'un MSE est réduit, tous les algorithmes ont besoin plus de temps pour se converger à un MSE supposé. Nous pouvons voir que pour notre étude le RBP fonctionnent plus rapide pour les petites erreurs, car pour se converger il nécessite le plus petit de temps par rapport aux autres algorithmes, pour un MSE plus grand les deux algorithmes RBP et BFGSBP nécessite un temps de convergence très proche, le BR est le plus gourmand mais il donne une minime erreur entre sa sortie et la sortie désirée.



**Fig. 4.20** Temps requis pour converger pour chaque algorithme par rapport au MSE supposé

#### 4.8. Conclusion

Un estimateur de vitesse, de la température et de la résistance d'enroulement pour les machines à CC basé sur le CFNN entraîné par trois algorithmes BP a été proposé. Chaque estimateur comprend une estimation de vitesse sans capteur, une estimation sans capteur de la température moyenne et de résistance d'induit basées uniquement sur des mesures de tension et de courant. Dans ce contexte, les performances des trois RNA sont analysées et les résultats sont comparés entre eux pour chaque sortie. Selon nos résultats, BRBP donne la meilleure précision dans toutes les sorties, que ce soit sur des états permanents ou transitoires, cet algorithme est le bon choix lorsqu'une grande précision est requise. BFGSBP donne de bonnes performances avec une erreur inférieure à l'unité dans toutes les sorties, par contre RBP donne des résultats avec des erreurs considérables pour la température et la résistance, mais il donne un résultat de simulation de la vitesse presque similaire au résultat donné par BRBP.

L'étude comparative du temps nécessaire pour la convergence pour chaque MSE supposée présente le compromis entre la rapidité et la convergence des trois algorithmes afin de développer le meilleur RNA pour notre application. Une série de simulations ont été effectuées pour ces algorithmes, par conséquent, RBP est le plus rapide, c'est le bon choix où la rapidité d'apprentissage est le facteur demandé, contrairement à BRBP est le plus lent dans la phase d'apprentissage mais il donne les meilleurs performances avec l'erreur d'estimation le plus petit est presque parfait, d'après ces résultats le BRBP est le choix préférable pour des applications à haut performance, le quasi newton BFGS est l'intermédiaire entre les deux algorithmes précédents.

## Références

- [1] P.P. Acarnley, J.K. Al-Tayie, *Estimation of speed and armature temperature in a brushed DC drive using the extended Kalman filter*, **IEE Proc Electr. Power Appl.**, vol. 144, no. 1, pp. 13–20, Jan 1997.
- [2] E. Fiorucci, G. Bucci, F. Ciancetta, D. Gallo, C. Landi, M. Luiso, *Variable speed drive characterization: review of measurement techniques and future trends*, **Advances in Power Electronics**, vol. 2013, pp.1–14, 2013.
- [3] G. Bucci, C. Landi, *Metrological characterization of a contactless smart thrust and speed sensor for linear induction motor testing*, **IEEE Trans. Instrum. Meas.**, vol. 45, no.2, pp. 493–498, Apr 1996.
- [4] R. Welch, G. Younkin, *How Temperature Affects a Servomotor's Electrical and Mechanical Time Constants*, Proc. **IEEE Ind. Appl. Conference**, Pittsburgh, PA, USA, USA, IEEE: vol. 2, pp. 1041–1046, 13-18 Oct. 2002.
- [5] *IEEE Recommended Practice for General Principles of Temperature Measurement as Applied to Electrical Apparatus*, IEEE Std 119-1974, 1974.
- [6] T. Chunder, *Temperature rise measurement in armature of a DC motor, under running conditions by telemetry*, Proc. **Sixth International Conference on Electrical Machines and Drives**, Oxford, UK, IET: pp. 44–48, 8-10 Sep 1993.
- [7] L. Michalski, K. Eckersdorf, J. Kucharski, J. McGhee, *Temperature Measurement*, John Wiley & Sons Ltd, 2001. I.J. Aucamp, L.J. Grobler, *Heating, ventilation and air conditioning management by means of indoor temperature measurements*, Proc. **9th conference industrial and commercial use of energy (ICUE)**, Stellenbosch, South Africa, IEEE: pp. 1–4, 15-16 Aug, 2012.
- [8] A. Cassat, C. Espanet, N. Wavre, *BLDC Motor Stator and Rotor Iron Losses and Thermal Behavior Based on Lumped Schemes and 3-D FEM Analysis*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 39, no. 5, pp. 1314–1322 2003.
- [9] J. Le Besnerais, A. Fasquelle, M. Hecquet, J. Pellé, V. Lanfranchi, S. Harmand, P. Brochet, A. Randria, *Multiphysics Modeling: Electro-Vibro-Acoustics and Heat Transfer of PWM-Fed Induction Machines*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 57, no. 4, pp. 1279–1287, 2010.
- [10] R. Lazarevic, P. Radosavljevic, A. Osmokrovic, *Novel approach for temperature estimation in squirrel-cage induction motor without sensors*, **IEEE Trans. Instrum. Meas.**, vol. 48, no. 3, p. 753–757, 1999.
- [11] S.B. Lee, T.G. Habetler, R.G. Harley, D.J. Gritter, *A stator and rotor resistance estimation technique for conductor temperature monitoring*, Proc. **IEEE Ind. Appl. Conference**, Rome, Italy, Italy, IEEE: vol. 1, pp. 381–387, 2000.
- [12] S.B. Lee, T.G. Habetler, R.G. Harley, D.J. Gritter, *An Evaluation of Model-Based Stator Resistance Estimation for Induction Motor Stator Winding Temperature Monitoring*, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 17, no. 1, pp.7–15, 2002.
- [13] S.B. Lee, T.G. Habetler, *An Online Stator Winding Resistance Estimation Technique for Temperature Monitoring of Line-Connected Induction Machines*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 39, no. 3, pp.685–694, 2003.
- [14] K.D. Hurst, T.G. Habetler, *A thermal monitoring and parameter tuning scheme for induction machines*, Proc. **IEEE Ind. Appl. Conference**, IEEE-IAS Annu. Meeting, New Orleans, LA, USA, USA, IEEE: vol. 1, pp. 136–142, 1997.
- [15] H. Mellah, K.E. Hemsas, *Stochastic Estimation Methods for Induction Motor Transient Thermal Monitoring Under Non Linear Condition*, **Leonardo Journal of Sciences**, vol. 11, pp. 95–108, 2012.
- [16] J.F. Moreno, F.P. Hidalgo, M.D. Martinez, *Realisation of tests to determine the parameters of the thermal model of an induction machine*, **IEE Proc Electr. Power Appl.**, vol. 148, no.5, pp. 393–397, 2001.

- [17] R. Beguenane, M.E.H. Benbouzid, *Induction motors thermal monitoring by means of rotor resistance identification*, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 14, no. 3, pp. 566–570, 1999.
- [18] M.S.N. Saïd, M.E.H. Benbouzid, *H–G Diagram Based Rotor Parameters Identification for Induction Motors Thermal Monitoring*, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 15, no. 1, pp. 14–18, 2000.
- [19] Z. Gao, T.G. Habetler, R.G. Harley, R.S. Colby, *An Adaptive Kalman Filtering Approach to Induction Machine Stator Winding Temperature Estimation Based on a Hybrid Thermal Model*, Proc. **IEEE Ind. Appl. Conference**, IEEE-LAS Annu. Meeting, Kowloon, Hong Kong, China, IEEE: vol. 1, pp. 2–9, 2005.
- [20] R. Pantoniã, A. Kilantang, B. Buenaobra, *Real time thermal estimation of a brushed DC Motor by a steady-state Kalman filter algorithm in multi-rate sampling scheme*, In: **IEEE TENCON 2012 Region 10 Conference**, Cebu, Philippines, New York, NY, USA: IEEE, pp. 1–6, 19-22 November 2012
- [21] W. Zhang, S.G. Andrew, R.H. Saeid, *Nonlinear Estimation of Stator Winding Resistance in a Brushless DC Motor*, **Proc American Control Conference (ACC)**, pp. 4699–4704, 17-19 June 2013.
- [22] M. Jabri, I. Chouire, N.B. Braiek, *Fuzzy Logic Parameter Estimation of an Electrical System*, Proc. **International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices**, pp.1–6, 2008.
- [23] M. Jabri, A. Belgacem, Houssein Jerbi, *Moving Horizon Parameter Estimation of Series Dc Motor Using Genetic Algorithm*, Proc. **International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices**, pp. 26–27, 2009.
- [24] Soteris A. Kalogirou, *Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review*, **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, vol. 5, no. 4, pp.373–401, December 2001.
- [25] E.Byvatov, U Fechner, J Sadowski, G. Schneider, *Comparison of support vector machine and artificial neural network systems for drug/ nondrug classification*, **Journal of Chemical and modeling**, vol. 43, no. 6, pp. 1882–1889, 27 September, 2003
- [26] S. Agatonovic-Kustrin, R. Beresford, *Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research*, **Journal of pharmaceutical and Biomedical Analysis**, vol. 22, no. 5, pp. 717–727, 13 April 2000.
- [27] S. Ablameyko, L. Goras, M. Gorz, V. Piiri, *Neural networks for instrumentation, measurement and related industrial applications*, IOS Press, vol.185, 2003.
- [28] S. Haykin, *Kalman filtering and neural networks*, John Wiley & Sons, vol. 47, 2004.
- [29] A. Cochocki, R. Unbehauen, *Neural networks for optimization and signal processing*. John Wiley & Sons, Inc, 1993.
- [30] Mo-Yuen Chow, Y. Tipsuwan, *Neural plug-in motor coil thermal modeling*, **26th Annual Conference, Industrial Electronics Society, IECON 2000, IEEE**, vol.3, pp.1586–1591, 2000.
- [31] H.Mellah, K. E. Hemsas, R. Taleb, C. Cecati, *Estimation of speed, armature temperature, and resistance in brushed DC machines using a CFNN based on BFGS BP*, **Turk J Elec Eng & Comp Sci**, vol. 26, no.6, pp. 3181-3191, 2018.
- [32] M. Gupta, L. Jin, N. Homma, *Static and dynamic neural networks: from fundamentals to advanced theory*, John Wiley & Sons, 2004.
- [33] L.C. Jain, N.M. Martin, *Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications*, vol. 4, CRC press. 1998.
- [34] RC. Eberhart, J. Kennedy, *A New Optimizer Using Particle Swarm Theory*, **Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science**, MHS '95, pp. 39–43, 1995.
- [35] J.S.R. Jang, C.T. Sun, E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice-Hall, 1997.

- [36] C. Dimoulas, G. Kalliris, G. Papanikolaou, V. Petridis, A. Kalampakas, *Bowel-sound pattern analysis using wavelets and neural networks with application to long-term, unsupervised*, **Expert Systems with Applications**, vol. 34, no. 1, pp. 26–41, 2008.
- [37] B.M. Wilamowski, *How to not get frustrated with neural networks*, **Proc. IEEE Int. Conf. Ind. Technol.**, pp.5–11, 2011.
- [38] H. Mellah, K.E Hemsas, R. Taleb, *Intelligent Sensor Based Bayesian Neural Network for Combined Parameters and States Estimation of a Brushed DC Motor*, **International Journal of Advanced Computer Science and Applications**, vol. 7, no.7, pp.230–235 2016.
- [39] IEC. IEC Publication 60034-1, *Rotating electrical machines. Part 1: rating and performance*. Geneva, Switzerland: IEC, 2004.
- [40] D.J. MacKay, *Bayesian Interpolation*, **Neural Comput.**, vol. 4, no. 3, pp. 415–447, 1992.
- [41] M. Kayri, *Predictive abilities of bayesian regularization and levenberg–marquardt algorithms in artificial neural networks: a comparative empirical study on social data*, **Math. Comput. Appl.**, vol. 21, no. 2, pp. 1–11, 2016.
- [42] D.J. MacKay, *A practical bayesian framework for backpropagation networks*, **neural comput.**, vol. 4, no. 3, pp. 448–472, 1992.
- [43] W.L. Buntine, A.S. Weigend, *Bayesian Back-Propagation*, **Complex Syst.**, vol. 5, no. 6, pp. 603–643, 1991.
- [44] Z. Jingquan, L. Yanxia, C. Zhenzhen, L. Juan, Z. Linkai, C. Jiebao, *P2P traffic identification based on bayesian regularization BP neural network*, In: **Communication Technology (ICCT), 2010 12th IEEE International Conference on, Nanjing, China: IEEE**, pp.432–435, 11-14 Nov. 2010.
- [45] V. Dao, R. Vemuri, *A performance comparison of different back propagation neural networks methods in computer network intrusion detection*. **Differ. Equations Dyn. Syst.**, vol.10, no. 1&2, pp. 1–7, 2002.
- [46] I. Mukherjee, S. Routroy, *Comparing the performance of neural networks developed by using Levenberg-Marquardt and Quasi-Newton with the gradient descent algorithm for modelling a multiple response grinding process*, **Expert Syst. Appl.**, vol. 39, no. 3, pp. 2397–2407, 2012.
- [47] S. Becker, Y. Le Cun, *Improving the convergence of back-propagation learning with second order methods*, In: **Proceedings of the Connectionist Models Summer School**, Los Angeles, USA. San Mateo, California; USA: Morgan Kaufmann, pp. 29–37, 17–26 June 1989.
- [48] K. Saito, R. Nakano, *Partial BFGS update and efficient step-length calculation for three-layer neural networks*, **Neural Comput**, vol. 9, no.1, pp. 123–141, 1997.
- [49] C.G. Broyden, *The convergence of a class of double-rank minimization algorithms*, **IMA J. Appl. Math.**, vol. 6, no. 3, pp. 222–231, 1970.
- [50] R. Fletcher, *A new approach to variable metric algorithms*, **Comput. J.**, vol. 13, no.3, pp. 317–322, 1970.
- [51] D. Goldfarb, *A family of variable-metric methods derived by variational means*. **Math. Comput.**, vol. 24, no. 109, pp. 23–23, 1970.
- [52] D.F. Shanno, *Conditioning of quasi-Newton methods for function minimization*, **Math. Comput.**, vol. 24, no. 111, pp. 647–647, 1970.
- [53] M.S. Apostolopoulou, D.G. Sotiropoulos, I.E. Livieris, P. Pintelas, *A memoryless BFGS neural network training algorithm*, In: **IEEE 2009 7th International Conference on Industrial Informatics; Cardiff, Wales, UK. New York, NY, USA: IEEE**, pp. 216–221, 23-26 June 2009
- [54] L. Zhao, D. Wang, Y. Yang, *The quadratic property of the L-MBFGS methods for training neural networks*. In: **2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and**

- Computer, Electric Engineering and Computer*; 19–22 August 2011, Jilin, China. New York, NY, USA: IEEE, pp. 849–852, 19–22 Aug. 2011.
- [55] A. Bordes, U. Pierre, *SGD-QN: careful Quasi-Newton stochastic gradient descent*, **J. of Machine Learn Res.**, vol. 10, no. Jul, pp. 1737–1754, 2009.
- [56] D.C. Liu, J. Nocedal, *On the limited memory BFGS method for large scale optimization*. **Math Program**, vol. 45, no. 1-3, pp. 503–528, 1989.
- [57] S. Mcloone, G. Irwin, *A variable memory Quasi-Newton training algorithm*, **Neural Process Lett**, vol. 9, no. 1, pp. 77–89, 1999.
- [58] A. Mokbtari, A. Ribeiro, *Global convergence of online limited memory BFGS*, **J Mach Learn Res**, vol. 16, no. 1, pp. 3151–3181, 2015.
- [59] R. Setiono, L. C. K. Hui, *Use of a quasi-Newton method in a feedforward neural network construction algorithm*. **IEEE Trans. Neural Networks**, vol. 6, no. 1, pp. 273–277. 1995.
- [60] M. Amani, P. Amani, A. Kasaeian, O. Mahian, I. Pop, S. Wongnises, *Modeling and optimization of thermal conductivity and viscosity of MnFe<sub>2</sub>O<sub>4</sub> nanofluid under magnetic field using an ANN*, **Scientific reports**, vol. 7, pp. 1–13, 2017
- [61] H. Nestler, P.K. Sattler, *On-line-estimation of temperatures in electrical machines by an observer*, **Electr Mach Power Syst**, vol. 21, no. 1, pp. 39–50, 1993.
- [62] W. Zhang, S.A. Gadsden, S.R. Habibi, *Nonlinear estimation of stator winding resistance in a brushless DC Motor*. In: **2013 American Control Conference**, Washington, DC, USA. New York, NY, USA: IEEE, pp. 4706–4711, 17–19 June 2013.
- [63] M. Ernoult, J. Grollier, D. Querlioz, *Using Memristors for Robust Local Learning of Hardware Restricted Boltzmann Machines*, **Scientific reports**, vol. 9, no. 1, pp. 1–15, 2019.
- [64] C. Igel, M. Hüskens, *Empirical evaluation of the improved Rprop learning algorithms*, **Neurocomputing**, vol. 50, pp. 105–123, 2003.
- [65] M. Riedmiller, H. Braun, *RPROP - A Fast adaptive learning algorithm*, **Seventh International Symposium on Computer and Information Sciences**, Antalya, Turkey, 1992.
- [66] C. Igel, M. Hüskens, *Improving the Rprop learning algorithm*, **Proceedings of the Second International Symposium on Neural Computation (NC'2000)**, ICSC Academic Press, pp. 115–121, 2000.
- [67] M. Riedmiller, *Rprop-description and implementation details*, report, pp. 5–6, 1994.
- [68] M. Riedmiller, H. Braun, *A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm*, **IEEE International Conference on Neural Networks**, San Francisco, CA, USA, USA, 28 March-1 April 1993.
- [69] S. Wang, S. Du, Y. Zhang, P. Phillips, L. Wu, X. Chen, Y.D. Zhang, *Alzheimer's disease detection by pseudo zernike moment and linear regression classification*, **CNS Neurol. Disord. - Drug Targets**, vol. 16, no. 1, pp. 11–15, 2017.
- [70] L.M. Patnaik, K. Rajan, *Target detection through image processing and resilient propagation algorithms*, **Neurocomputing**, vol. 35, no.1, pp. 123–135, 2000.
- [71] E. Saeedi, M.S. Hossain, Y. Kong, *Side-Channel Information Characterisation Based on Cascade-Forward Back-Propagation Neural Network*, **J. Electron. Test. Theory Appl.**, vol. 32, no. 3, pp. 345–356, 2016.
- [72] Z. Yao-ming, M. Zhi-jun, C. Xu-zhi, W. Zhe, *Helicopter engine performance prediction based on cascade-forward process neural network*. In: **IEEE 2012 Conference on Prognostics and Health Management**, Denver, CO, USA. New York, NY, USA: IEEE, pp. 1–5, 18–21 June 2012.

- [73] J. Dongardive, S. Abraham, *Reaching optimized parameter set: protein secondary structure prediction using neural network*, **Neural Comput. Appl.**, vol. 28, no. 8, pp. 1947–1974, 2017.
- [74] A.D. Anastasiadis, G.D. Magoulas, M.N. Vrabatis, *Sign-based learning schemes for pattern classification*, **Pattern Recognit. Lett.**, vol. 26, no. 12, pp. 1926–1936, 2005.
- [75] C. Igel, M. Hüsken, *Empirical evaluation of the improved Rprop learning algorithms*, **Neurocomputing**, vol. 50, pp. 105–123, 2003.
- [76] M. Riedmiller, *Advanced supervised learning in multi-layer perceptrons — From backpropagation to adaptive learning algorithms*, **Comput. Stand. Interfaces**, vol. 16, no. 3, pp. 265–278, 1994.
- [77] R. Battiti, *First- and Second-Order Methods for Learning: Between Steepest Descent and Newton’s Method*, **Neural Comput**, vol. 4, no. 2, pp. 141–166, 1992.
- [78] Y. Hifny, *Deep Learning Based on Manhattan Update Rule*, **Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning**, Atlanta, Georgia, USA, vol. 28, 2013.
- [79] B. Karanayil, M.F. Rahman, C. Grantham, *Online stator and rotor resistance estimation scheme using artificial neural networks for vector controlled speed sensorless induction motor drive*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 54, no. 1, pp. 167–176, 2007.



## Chapitre 5 Machine asynchrone

---

5.1. Introduction .....	111
5.2. Etat de l'art.....	111
5.3. Modèle thermique adopté .....	113
5.4. Application du FKE à la MAS.....	117
5.5. Résultats de simulation.....	120
5.6. Application du FKE pour le service type S1 – Service continu .....	124
5.7. Conclusion .....	128

---

### 5.1. Introduction

Dans ce chapitre, en premier lieu, on valide le modèle thermique de la MAS par simulation de différents cas, ensuite on applique le FKE pour le type de service de S1, pour une charge variable et pour une surveillance thermique, par la suite, on applique le RNA de type CFNN à rétropropagation de la régularisation bayésienne.

### 5.2. Etat de l'art

Les dysfonctionnements des moteurs asynchrones peuvent être très coûteux en raison des pertes financières liées à la perte de productivité. Selon les études de la société des applications industrielles d'IEEE (IEEE-IAS), 30% des pannes de moteur sont liées à l'isolation de l'enroulement du stator [1], selon notre recherche bibliographique [2-29], nombreuses techniques ont été développées pour obtenir la température dans une machine asynchrone. Ces techniques peuvent être classées en trois grandes familles :

- 1) Mesure directe.
- 2) Estimation de la température basée sur un modèle thermique.
- 3) Estimation de la température basée sur les paramètres.

Dans les grosses machines, des capteurs de température intégrés sont utilisés pour la mesure directe de la température du stator et du rotor, tels que des thermocouples, des capteurs thermocollants, des peintures thermosensibles ou des caméras infrarouges [2]. En revanche, ces méthodes impliquent généralement des instruments coûteux ou un câblage dédié à un centre de commande de moteur. En plus, ces capteurs thermiques sont non seulement coûteux pour les moteurs asynchrones de petite à

moyenne taille, mais également difficiles à installer, voire impossible, également la mesure au rotor est plus difficile par rapport au stator [3].

Les méthodes d'estimation de la température à base d'un modèle thermique sont dérivées du transfert de chaleur d'un objet thermiquement homogène [3], de nombreuses techniques d'estimation de la température du stator basées sur un modèle thermique ont été proposées [4-10]. Un modèle thermique empirique pour les machines asynchrones alimentées par onduleur est proposé dans [10]. La plupart des relais de surcharge pour les moteurs asynchrones utilisent un modèle thermique de premier ordre et le courant du stator pour prédire la température. La capacité thermique et la résistance dans le modèle de relais de surcharge sont prédéterminées facilement. Cependant, ce modèle est généralement beaucoup trop conservateur, entraînant ainsi l'arrêt du moteur avant que la température maximale ne soit atteinte [4, 11].

Afin d'obtenir une meilleure estimation de la température, des modèles thermiques de second ordre ont été proposés [4, 5]. Les paramètres thermiques sont calculés à partir d'expériences hors ligne, mais des capteurs thermiques doivent être installés pour surveiller la température des enroulements du stator et du rotor pour une identification fine des paramètres [6].

Des modèles thermiques d'ordre supérieur sont proposés dans [7-9] pour estimer les températures dans différentes parties du moteur. Les paramètres thermiques sont calculés à partir des dimensions du moteur, mais la précision ne peut pas être garantie [10].

Il est proposé dans [12] d'utiliser un modèle thermique hybride pour estimer la température de bobinage du stator.

L'inconvénient majeure de l'approche à base du modèle thermique est que les paramètres thermiques ne sont pas constants et que la mesure doit être effectuée pour chaque moteur et pour chaque condition de refroidissement différentes [3].

Les méthodes d'estimation de la température à base des paramètres du moteur asynchrone sont dérivées pour estimer les températures moyennes d'enroulement à partir des résistances d'enroulement [13,14].

Des méthodes de mesure des résistances à l'aide d'un modèle de moteur asynchrone basé sur le circuit équivalent sont proposée dans [15-17] ces méthodes sont en ligne, mesurent uniquement le courant d'entrée, la tension d'entrée et la vitesse du rotor. Ils sont non invasifs et ne produisent aucune oscillation du couple. De plus, les approches basées sur des circuits équivalents peuvent réagir aux changements des conditions de refroidissement mais sont généralement trop sensibles aux variations paramétriques [3, 11].

Weili et al. proposent une méthode qui repose sur l'estimation de la vitesse par l'utilisation du réseau ondelettes ensuite la résistance du stator est calculé en utilisant le modèle mathématique de Park, puis la température est obtenue selon le principe que la résistance du métal dépend de sa température [18]. Des méthodes d'estimation de la résistance du stator basées sur l'injection de signal de CC sont proposées [3, 19-24]. Ces approches se révèlent être précises et robustes aux variations de la capacité de refroidissement du moteur.

Des estimateurs de température du rotor sans capteur pour les machines asynchrones sont proposés dans [25-29], où la résistance du rotor est estimée seulement par la mesure du courant et de la tension du depuis stator ensuite, la température du rotor est calculée à partir de la relation linéaire entre la température et la résistance.

L'estimation de la vitesse de la machine asynchrone est une thématique de recherche très populaire depuis plusieurs années [30-34]. Plusieurs chercheurs s'intéressent à l'estimation des résistances statorique ou rotorique de la machine asynchrone [35-38].

Une recherché très intéressante sur l'estimation simultanée de la vitesse, les courants statorique et la résistance rotorique [39], cependant la résistance statorique et les températures sont ignorées.

Campbell et al. dans [40] utilisent les RNA pour l'estimation de la vitesse et la résistance statorique, une mise à jour faite par Karanayil et al. [36] où ils utilisent les RNA pour estimer plus de grandeurs.

Al-Tayie et al. Dans [41] estiment la température du stator et la température du rotor par l'utilisation du FKE associe au modèle d'état d'ordre complet, par contre, foulon et al. dans [42, 43] proposent l'utilisation du FKE avec le modèle électrique d'ordre réduit couplé au modèle thermique pour l'estimation simultanée des résistance statorique et rotorique dans le but d'une surveillance thermique en temps réel.

Le FKE a été utilisé pour l'estimation de la température statorique [44] seule ou pour l'estimation des températures statorique et rotorique d'une machine asynchrone [45,46].

Dans la suite de ce chapitre, on applique le FKE pour différents cas de fonctionnement et même pour une surveillance thermique du stator et du rotor, ensuite on applique le RNA de type CFNN pour l'estimation de la vitesse, la températures statorique et rotorique et les résistances correspondantes.

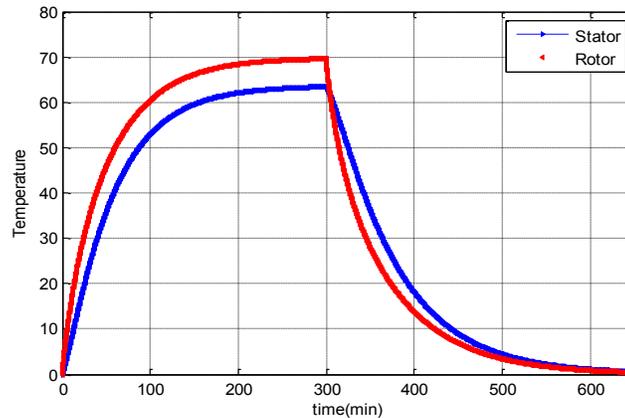
### **5.3. Modèle thermique adopté**

Le modèle utilisé dans ce chapitre est détaillé dans le chapitre 2 et les paramètres du modèle sont donné dans l'annexe B.2, et il peut être représenté comme suit :

$$\begin{aligned}
pi_{ds} &= -\frac{R_{10}L_2}{\delta}i_{ds} + \frac{L_m^2\omega_r}{\delta}i_{qs} + \frac{R_{20}L_m}{\delta}i_{dr} + \frac{L_2L_m\omega_r}{\delta}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{ds}}{\delta}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2L_m i_{dr}}{\delta}\theta_2 + \frac{L_2}{\delta}V_{ds} \\
pi_{qs} &= -\frac{L_m^2\omega_r}{\delta}i_{ds} - \frac{R_{10}L_2}{\delta}i_{qs} - \frac{L_2L_m\omega_r}{\delta}i_{dr} + \frac{R_{20}L_m}{\delta}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{qs}}{\delta}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2\theta_2L_m}{\delta}i_{qr} + \frac{L_2}{\delta}V_{ds} \\
pi_{dr} &= \frac{R_{10}L_m}{\delta}i_{ds} - \frac{L_1L_m\omega_r}{\delta}i_{qs} - \frac{R_{20}L_1}{\delta}i_{dr} - \frac{L_1L_2\omega_r}{\delta}i_{qr} + \frac{R_{10}\alpha_1L_m i_{ds}}{\delta}\theta_1 - \frac{R_{20}\alpha_2L_1i_{dr}}{\delta}\theta_2 + \frac{L_m}{\delta}V_{qs} \\
pi_{qr} &= -\frac{L_1L_m\omega_r}{\delta}i_{ds} - \frac{R_{10}L_2}{\delta}i_{qs} - \frac{L_1L_2\omega_r}{\delta}i_{dr} + \frac{R_{20}L_1}{\delta}i_{qr} - \frac{R_{10}\alpha_1L_2i_{qs}}{\delta}\theta_1 + \frac{R_{20}\alpha_2L_1i_{qr}}{\delta}\theta_2 + \frac{L_m}{\delta}V_{qs} \quad (5.1) \\
p\omega_r &= \frac{PL_m(i_{qs}i_{dr} - i_{qr}i_{ds})}{j} - \frac{b}{j}\omega_r - \frac{T_L}{j} \\
p\theta_1 &= \frac{R_{10}(1+\alpha_1\theta_1)(i_{ds}^2 + i_{qs}^2)}{H_1} + \frac{k_{ir}}{H_1}\omega_r^2 + \frac{(k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r) - k_{10}(1+k_{1\omega}\omega_r))}{H_1}\theta_1 - \frac{k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r)}{H_1}\theta_2 \\
p\theta_2 &= \frac{R_{20}(1+\alpha_2\theta_2)(i_{dr}^2 + i_{qr}^2)}{H_2} - \frac{k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r)}{H_2}\theta_1 + \frac{(k_{30}(1+k_{3\omega}\omega_r) - k_{20}(1+k_{2\omega}\omega_r))}{H_2}\theta_2
\end{aligned}$$

### 5.3.1. Simulation du Service type S2 – Service temporaire

Fonctionnement à charge constante pendant un temps déterminé, moindre que celui requis pour atteindre l'équilibre thermique, suivi d'un temps de repos d'une durée suffisante pour rétablir à près l'égalité de température entre la machine et le fluide de refroidissement [49].



**Fig. 5. 1** Simulation de service S2 de la machine asynchrone [45]

Pour réaliser ce scénario on applique un couple résistif de 10 Nm, ensuite on fait un arrêt à l'instant  $t=300\text{min}$  (Fig. 5.1) [45]. De manière générale, en régimes transitoire et permanent, la température limite est atteinte au stator avant le rotor (Fig. 5.1), dans le cas des machines de faible puissance ( $<37\text{ kW}$ ) [48]. Au démarrage du moteur la température des enroulements statorique et rotorique est égale à la température ambiante ( $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ ), le transitoire thermique est très lent, de plus la dynamique thermique du stator est plus rapide que celle du rotor [48]. L'intervalle du temps ( $t=0\text{min}$  à  $t=300\text{min}$ ) c'est un

cycle d'échauffement de la MAS, en revanche l'intervalle du temps ( $t=300\text{min}$  à  $t=1000\text{min}$ ) c'est un cycle de refroidissement de la machine asynchrone.

### 5.3.2. Températures statorique et rotorique sous l'échauffement et refroidissement

Dans ce cas de simulation, on applique un couple constant égal à 15 Nm dans l'intervalle de l'échauffement ou de mise en marche, l'application du couple intense donne une augmentation de valeur des courants absorbés ce qui augmente les pertes joules, donc les températures du stator et du rotor, par conséquent un accroissement des résistances statoriques et rotoriques, de plus le couple appliqué diminue la vitesse de rotation et augmente le couple électromagnétique (Fig. 5.2).

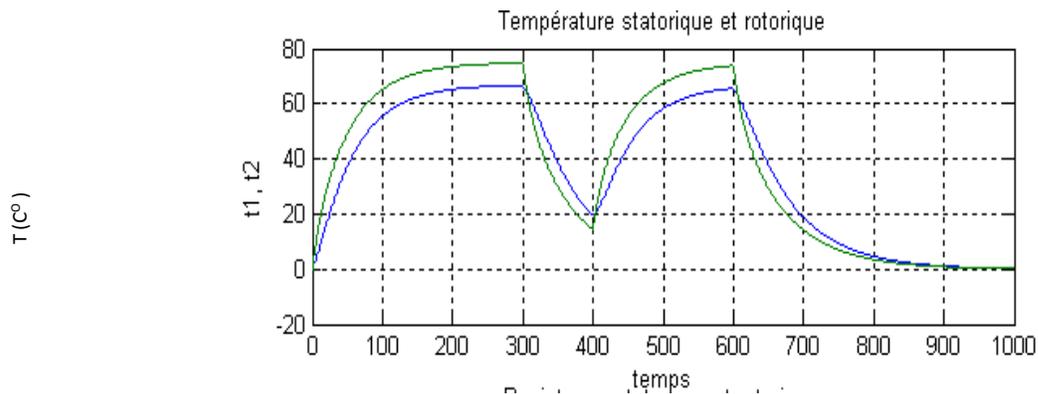


Fig. 5. 2 Température statorique et rotorique

### 5.3.3. Simulation du Service type S3 – Service intermittent périodique

Le régime intermittent (Service S3) est un régime cyclique caractérisé par l'application d'une charge constante sur des durées  $T_{on}$  séparé de repos de durée  $T_{of}$  sans retour à la température ambiante [49].

- Cas d'un régime rapide ou cycle de faible durée (Fig. 5. 3): dans notre cas on prend les valeurs  $T=150\text{min}$ ,  $T_{on} = 100\text{min}$  et  $T_{of} = 50\text{min}$  [47,48].

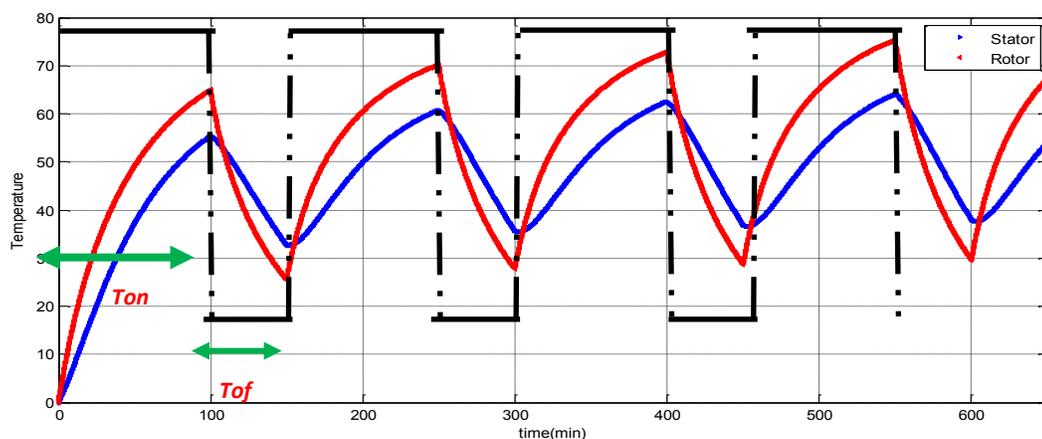


Fig. 5. 3 Régime intermittent de cycle de faible duré

- Cas d'un régime lent ou cycle de large durée (Fig. 5. 4): dans notre cas on prend les valeurs  $T=150\text{min}$ ,  $T_{on}=350\text{ min}$  et  $T_{of}=100\text{ min}$  [47,48]

On définit le coefficient d'utilisation relatif  $TR$  en % écrire comme ceci :

$$tr\% = T_{on}/T_{of} * 100 \quad (5.2)$$

Pour cette application  $TR\ \% = 77.77\%$ .

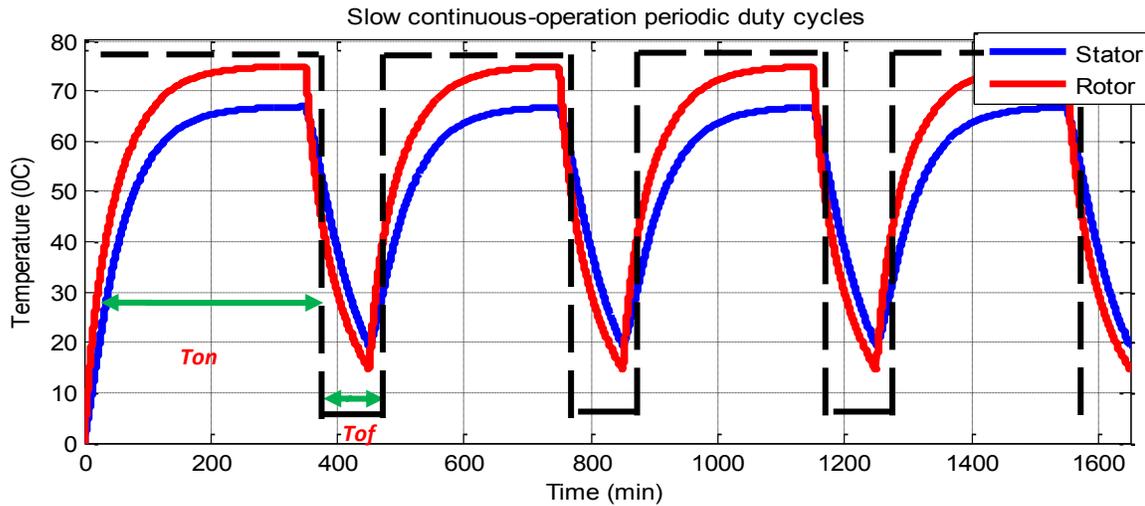


Fig. 5. 4 Régime intermittent de cycle de large durée

#### 5.3.4. Simulation du Service type S1 – Service continu pour différente fréquence

Le but capital de cette simulation est d'envisager l'influence des pertes constantes (hystérésis et courant de Foucault) dues à la fréquence, les résultats de simulation sont illustrés par les figures 5.5 et 5.6 [47]. On remarque que la température statorique et rotorique à 60Hz plus grandes à celle de 50Hz.

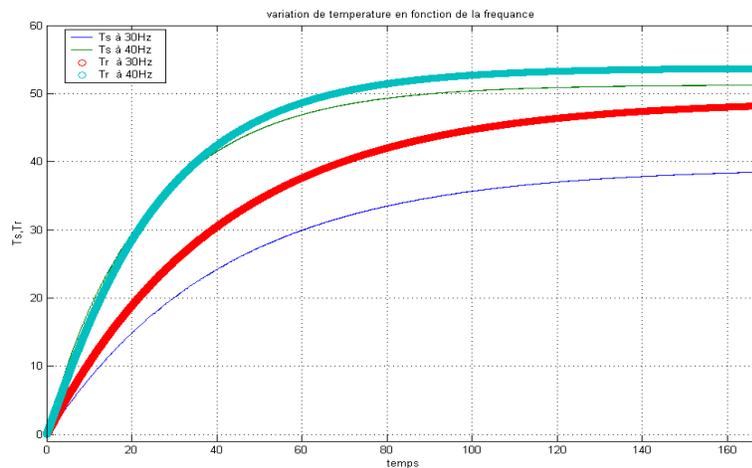


Fig. 5. 5 Température statorique et rotorique à 40 et 30 Hz

La température statorique et rotorique à 40Hz plus grande à celle de 30Hz.

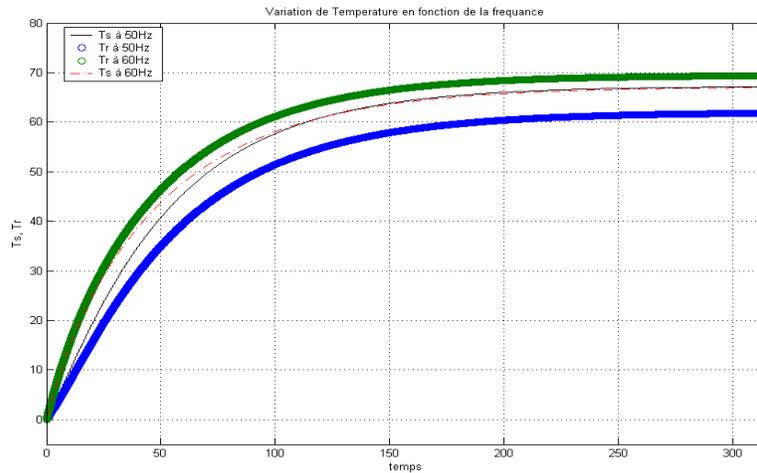


Fig. 5. 6 Temperature et résistance statorique et rotorique à 60 et 50Hz.

**5.4. Application du FKE à la MAS**

L’objectif de l’application de l’algorithme du Filtre de Kalman Etendu (EKF) est pour estimer la vitesse, la température de stator et la température de rotor de moteur asynchrone.

La figure 5.7 montre les grandeurs d’entrées du FKE sont  $I_{ds}$ ,  $I_{qs}$ ,  $V_{ds}$  et  $V_{qs}$  et les grandeurs estimées sont  $\hat{\omega}_r$ ,  $\hat{\theta}_1$ ,  $\hat{\theta}_2$ ,  $\hat{\omega}_r$ ,  $\hat{\theta}_1$  et  $\hat{\theta}_2$  comme indique le schéma suivant:

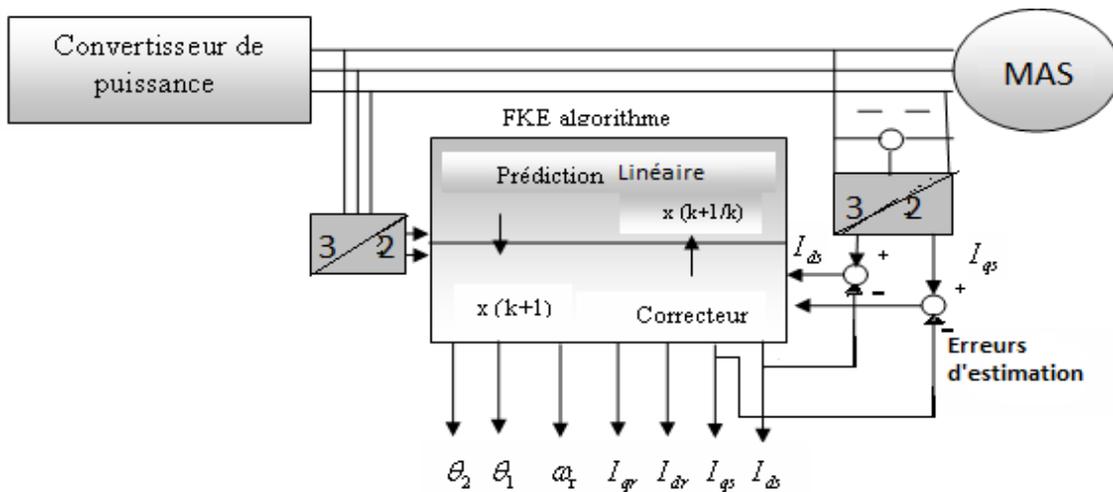


Fig. 5. 7 Structure de l’algorithme de FKE utilisé

Pour implanter le FKE dans une application en temps réel sur un calculateur numérique le modèle continu de septième ordre de l’équation (2.20) doit être écrit sous sa forme discrète :

$$A_d \approx \exp(AT_e) = I + AT_e + \frac{(AT_e)^2}{2} \quad (5.3)$$

$$B \approx A^{-1}(\exp(AT_e) - I)B = T_e \left( I + \frac{(AT_e)}{2} \right) B$$

$$\begin{aligned} A_d &\approx \exp(AT_e) = I + AT_e \\ B &\approx A^{-1}(\exp(AT_e) - I)B = T_e B \end{aligned} \quad (5.4)$$

Par conséquent le modèle doit être linéaire autour d'état stable ou des valeurs nominales. En outre, le modèle doit être pour l'usage avec données prélevées.

Les équations d'état linéaires sont [41] :

$$\begin{aligned} i_{ds}(k+1) &= a_{00} i_{ds}(k) + a_{01} i_{qs}(k) + a_{02} i_{dr}(k) + a_{03} i_{qr}(k) + a_{04} \omega_r(k) + a_{05} \theta_1(k) + a_{06} \theta_2(k) + b_{00} V_{ds} \\ i_{qs}(k+1) &= a_{10} i_{ds}(k) + a_{11} i_{qs}(k) + a_{12} i_{dr}(k) + a_{13} i_{qr}(k) + a_{14} \omega_r(k) + a_{15} \theta_1(k) + a_{16} \theta_2(k) + b_{11} V_{qs} \\ i_{dr}(k+1) &= a_{20} i_{ds}(k) + a_{21} i_{qs}(k) + a_{22} i_{dr}(k) + a_{23} i_{qr}(k) + a_{24} \omega_r(k) + a_{25} \theta_1(k) + a_{26} \theta_2(k) + b_{11} V_{ds} \\ i_{qr}(k+1) &= a_{30} i_{ds}(k) + a_{31} i_{qs}(k) + a_{32} i_{dr}(k) + a_{33} i_{qr}(k) + a_{34} \omega_r(k) + a_{35} \theta_1(k) + a_{36} \theta_2(k) + b_{00} V_{qs} \quad (5.5) \\ \omega_r(k+1) &= a_{40} i_{ds}(k) + a_{41} i_{qs}(k) + a_{42} i_{dr}(k) + a_{43} i_{qr}(k) + a_{44} \omega_r(k) + a_{45} \theta_1(k) + a_{46} \theta_2(k) \\ \theta_1(k+1) &= a_{50} i_{ds}(k) + a_{51} i_{qs}(k) + a_{52} i_{dr}(k) + a_{53} i_{qr}(k) + a_{54} \omega_r(k) + a_{55} \theta_1(k) + a_{56} \theta_2(k) \\ \theta_2(k+1) &= a_{60} i_{ds}(k) + a_{61} i_{qs}(k) + a_{62} i_{dr}(k) + a_{63} i_{qr}(k) + a_{64} \omega_r(k) + a_{65} \theta_1(k) + a_{66} \theta_2(k) \end{aligned}$$

Le système est mis en formalisme d'états où :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= f(x(k), u(k)) \\ y(k) &= c(k)x(k) \end{aligned}$$

$$X = [I_{ds}(k) \ I_{qs}(k) \ I_{dr}(k) \ I_{qr}(k) \ \omega_r(k) \ \theta_1(k) \ \theta_2(k)]^T$$

Avec :

La matrice d'observation :

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

La matrice de commande :

$$B = \begin{bmatrix} b_{00} & 0 & b_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & b_{00} & 0 & b_{11} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Le modèle linéarisé doit être modifié pour prendre en compte les bruits du modèle et les bruits de mesure.

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)) + w(k)$$

$$y(k) = c(k)x(k) + v(k)$$

La valeur initiale du vecteur d'état  $x(0)$  est décrite en termes de valeur moyenne

$$\hat{x}_0 = E\{\hat{x}_0\} = \left[ \{I_{ds}(0), I_{qs}(0), I_{dr}(0), I_{qr}(0), \omega_r(0), \theta_1(0), \theta_2(0)\} \right]^T$$

Ou  $w(k)$  et  $v(k)$  sont des vecteurs de bruit du système et de mesure respectivement, sont des variables blanc gaussiennes (white-gaussien) aléatoires et peuvent être décrits par des mesures statistiques (moyen et désaccord). Ces bruits sont supposés blancs, gaussiens, centrés, indépendants, et ils sont caractérisés par leurs matrices de covariance particulières. Les moyens des vecteurs sont égaux à zéro et leurs désaccords peuvent être décrits par des matrices de covariance.

En pratique, on définit des matrices de covariance stationnaires et diagonales. Pour pouvoir utiliser l'ensemble des équations récurrentes constituant le filtre de FKE, on doit choisir les conditions initiales  $P\%$ ,  $Q\%$  et  $R\%$ . La matrice de covariance d'erreur d'estimation  $P$  carrée de  $7 \times 7$ , traduit la confiance que nous pouvons avoir dans le modèle adopté.

$$P(0) = \{[x(0) - \hat{x}(0)][x(0) - \hat{x}(0)]^T\}$$

$$P(0) = \text{diag}[p_{00} \ p_{11} \ p_{22} \ p_{33} \ p_{44} \ p_{55} \ p_{66}]$$

Elle est donnée par [6]

$$P(0) = \text{diag}[5 \ 5 \ 5 \ 5 \ 2 \ 1 \ 1]$$

La matrice de covariance du bruit d'état  $Q$ , quantifie la précision du modèle et permet le réglage dynamique des paramètres. Elle est généralement difficile à déterminer car l'observation directe de l'état du système est impossible, elle est donnée dans par [41] :

$$Q(0) = \text{diag}[1.2 \ 1.2 \ 0.3 \ 10^{-5} \ 10^{-4}]$$

La matrice de covariance de bruit de mesure  $R$ , traduit le niveau de bruit sur la mesure elle est donnée dans par [41] :

$$R(0) = 0.22 \times I_2$$

### Etape de prédiction

$$x(k+1) = f(x(k), u(k))$$

$$P(k+1) = F(k) \cdot P(k) \cdot F^T(k) + Q$$

### Etape de correction

$$K(k+1) = P(k+1) \cdot C^T \cdot [C \cdot P(k+1) \cdot C + R]$$

$$P(k+1|k) = P(k+1) - K(k+1)C \cdot P(k+1)$$

$$x(k+1|k) = x(k+1) + K(k+1) \cdot \begin{bmatrix} i_{ds}(k+1) - \hat{i}_{ds}(k+1) \\ i_{qs}(k+1) - \hat{i}_{qs}(k+1) \end{bmatrix}$$

$$F(k) = \begin{bmatrix} a_{00} & \cdots & & \\ \vdots & \ddots & & \\ a_{60} & \cdots & & \end{bmatrix}$$

Les coefficients  $a_{ij}$  de  $F(k)$  sont donnés dans l'annexe C.

### 5.5. Résultats de simulation

La figure 5.8 illustre l'organigramme d'estimation des grandeurs internes de la MAS par le FKE

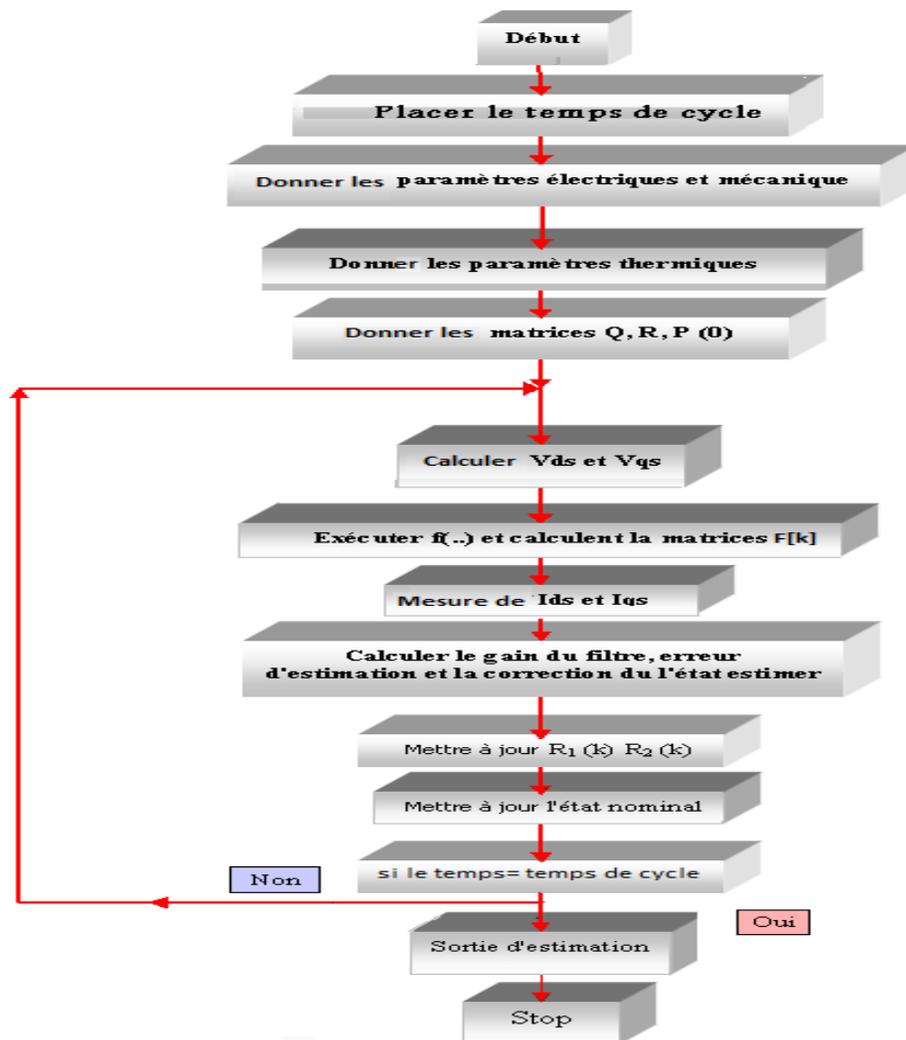
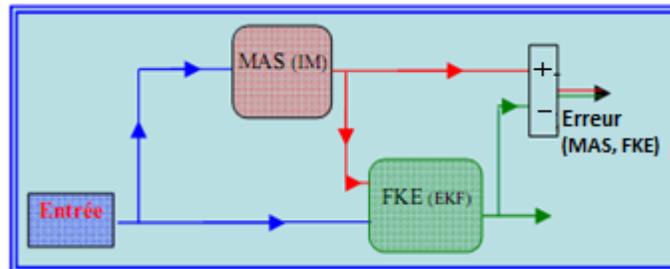


Fig. 5. 8 Organigramme du programme d'estimation par FKE.

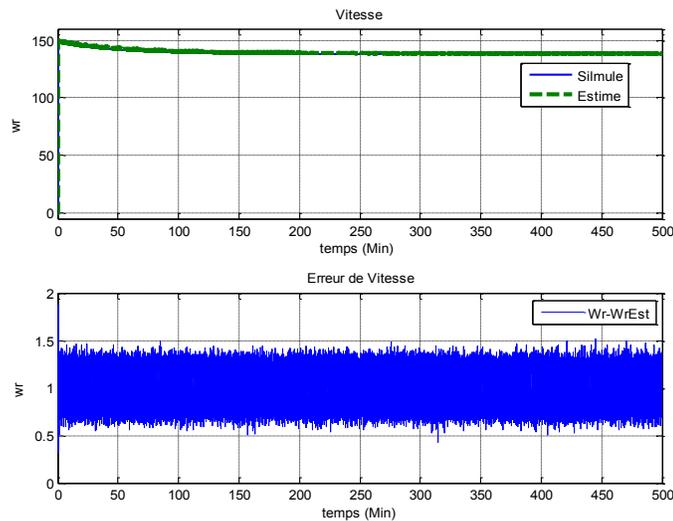
### 5.5.1. Application du FKE pour le service type S1 – Service continu

Le FKE utilisé pour le service S1 comme montre la figure 5.9, les résultats de simulation sont montrés par les figures 5.10, 5.11. et 5.12.



**Fig. 5. 9** Application de FKE pour le moteur asynchrone [51, 46]

La figure 5.10 illustre les résultats de simulation de la vitesse, la différence entre la valeur simulée et estimée ne dépasse pas 1.5 rad/s.



**Fig. 5. 10** Vitesse simulée et estimée par le FKE pour le service S1.

La température de stator et de rotor en régime établi atteint la valeur  $71.5\text{ C}^0$ ,  $81.5\text{ C}^0$  respectivement mais leurs valeurs estimées atteignent  $73.5\text{ C}^0$  et  $83\text{ C}^0$ . La figure 5.11 prouve que la différence entre la température de rotor et de stator est vérifiée l'expérience EDF (l'expérience du EDF ce qui considère que le rotor à une température plus haut de  $10\text{ C}^0$  que celle du stator [46,52]).

La figure 5.12 montre la résistance statorique  $R_s$  et la résistance rotorique  $R_r$  calculée par les températures correspondantes en utilisant l'équation 1.3. On remarque que  $R_{s\text{Est}}$  (résistance statorique estimée) et  $R_{r\text{Est}}$  (résistance rotorique estimée) déduites sont en coïncidence avec les résistances  $R_s$  et  $R_r$ .

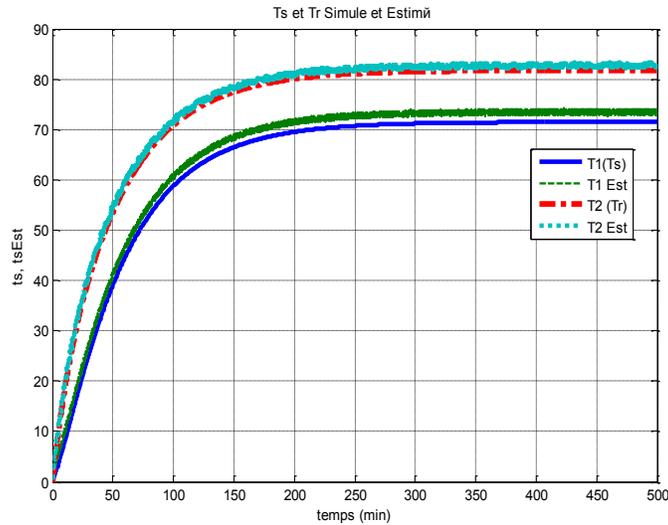


Fig. 5.11 Température simulée et estimée par le FKE pour le service S1.

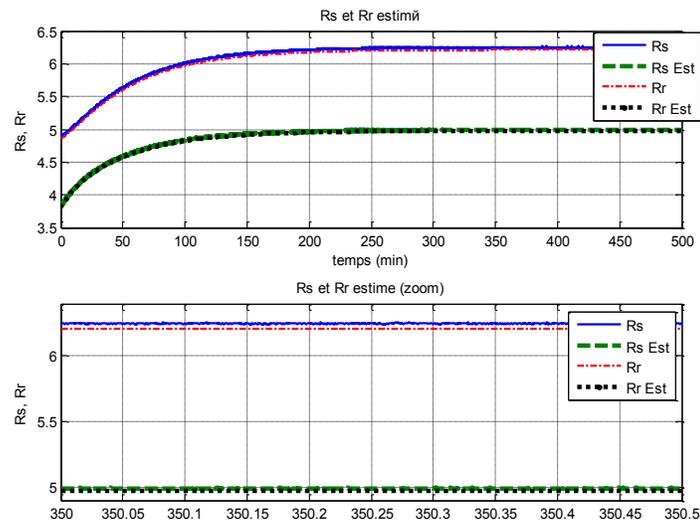
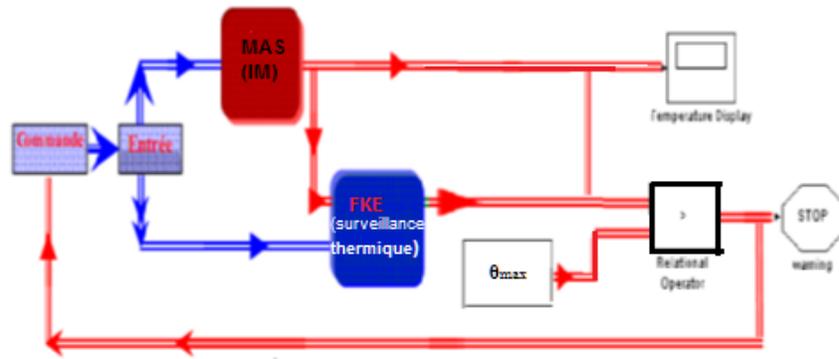


Fig. 5.12 Rs et Rr calculé utilisant les températures estimées

### 5.5.2. FKE pour la surveillance thermique

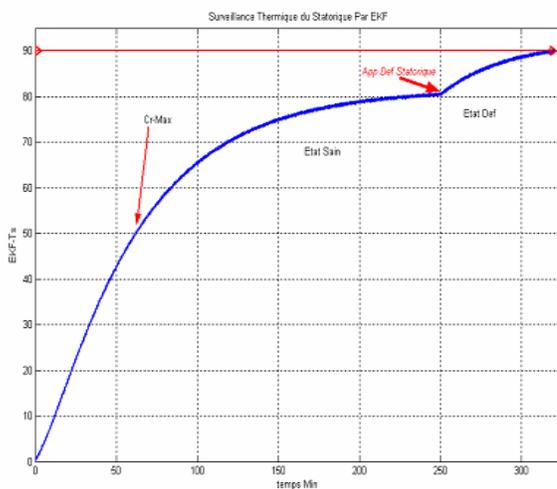
L'idée de base de cette technique est de la référence [54] où il fait une surveillance d'une température interne, mais Staton [55] montre que la répartition de la température n'est pas uniforme et aussi la température la plus critique et limitative est celle des enroulements. Notre contribution est d'exploiter l'idée de Huai [54] dans le modèle présenté dans [41].

Nous devons déterminer pendant combien de temps le moteur peut fonctionner sous la condition donnée sans dépasser la limite spécifique de la température. Pour résoudre ces problèmes nous avons développé un programme dans l'environnement Matlab/Simulink qui emploie notre modèle thermique. Dans la figure 5.13 nous montrons schématiquement un diagramme de Simulation employé pour surveiller le fonctionnement thermique du moteur.

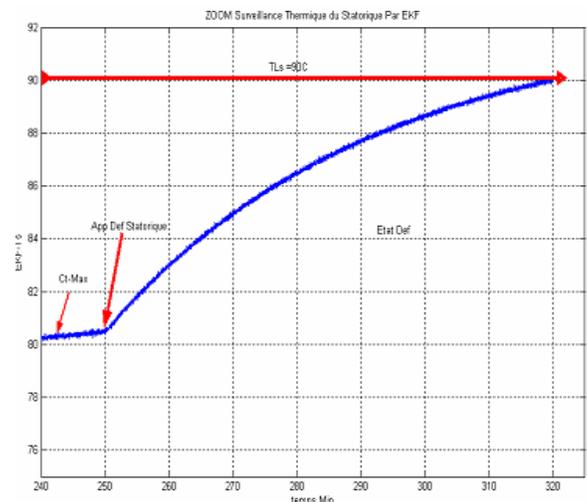


**Fig. 5. 13** Diagramme de simulation employé pour la surveillance thermique [46, 50,52]

Nous appliquons un couple intense et un défaut statorique pour augmenter la température statorique à la température limite  $T_{LS}$  avant que la température rotorique atteigne la limite  $T_{LR}$  (Fig. 5.14). Dans ces conditions indiquées précédemment, la température dans l'enroulement statorique frappera la température limite statorique ( $T_{LS}=90^{\circ}\text{C}$ ) après 68min de l'opération de moteur (Fig. 5.14).



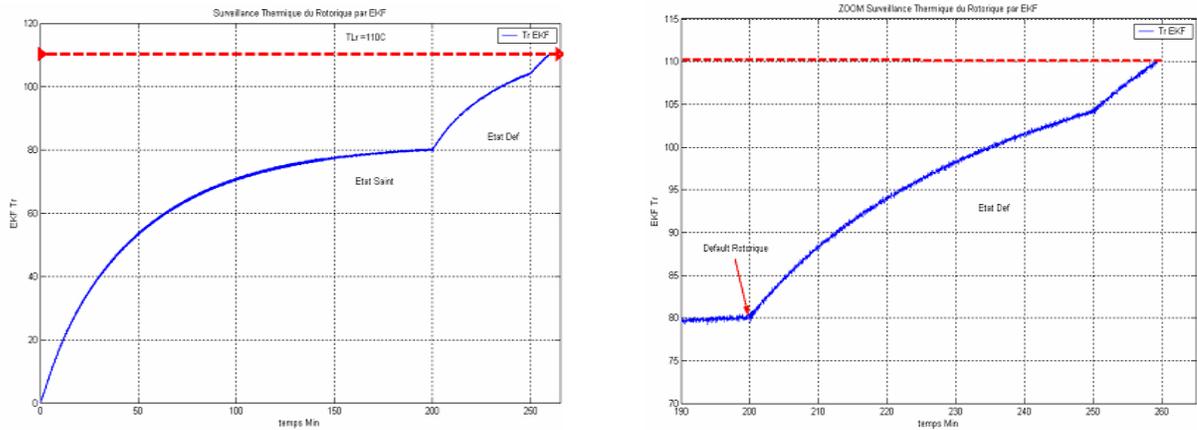
a- surveillance thermique de la température statorique



b- température statorique (ZOOM)

**Fig. 5. 14** Surveillance thermique de la température statorique

La figure 5.15 montre que nous avons appliqué un couple intense et un défaut rotorique à l'instant  $t=200$  min pour augmenter la température rotorique à  $T_{LR}$ , et On voit que la température dans l'enroulement rotorique atteint à la température limite rotorique ( $T_{LR}=110^{\circ}\text{C}$ ) après 90min de démarrage (Fig. 5.15). Dans les deux cas complémentaires ( $T_S=T_{LS}$  ou  $T_R=T_{LR}$ ) le moteur déclenchera et la protection thermique des enroulements est vérifiée, donc on aura une augmentation de la durée de vie des enroulements du moteur. Ainsi, il signifie que le moteur devrait être opérationnel pour que plus moins de 68 min évite la surchauffe pour le stator et moins de 58 min pour le rotor.



a- surveillance thermique de la température rotorique

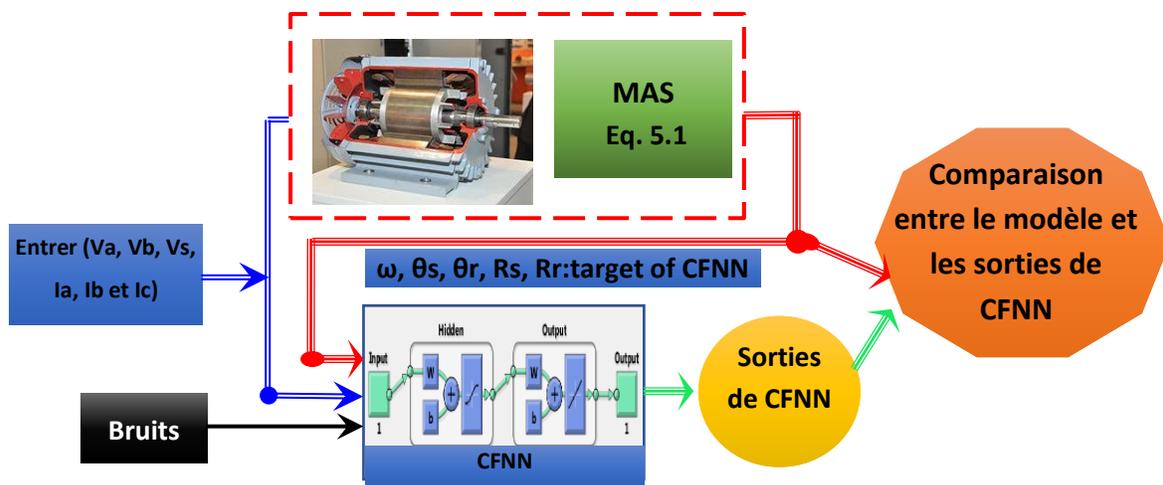
b- température rotorique (ZOOM)

**Fig. 5. 15** Surveillance thermique de la température rotorique

### 5.6. Application de l'estimateur neuronal de types CFNN à base de BRBP à la MAS

#### 5.6.1. Conception de l'estimateur neuronal

La méthodologie d'application des RNA est la même pour la MCC sauf que l'architecture du réseau est différente tel que le nombre des entrées et de sorties, le nombre des couches cachées et le nombre des neurones pour chaque couche est bien sûr les entrées et les sorties.



**Fig. 5. 16** Comparaison entre les sorties du modèle et d'ANN

Le type de réseau de neurones est CFNN ou les entrées sont  $V_{ds}$ ,  $V_{qs}$ ,  $I_{ds}$ ,  $I_{qs}$  et les sorties sont la vitesse, la température et la résistance du statorique et du rotor.

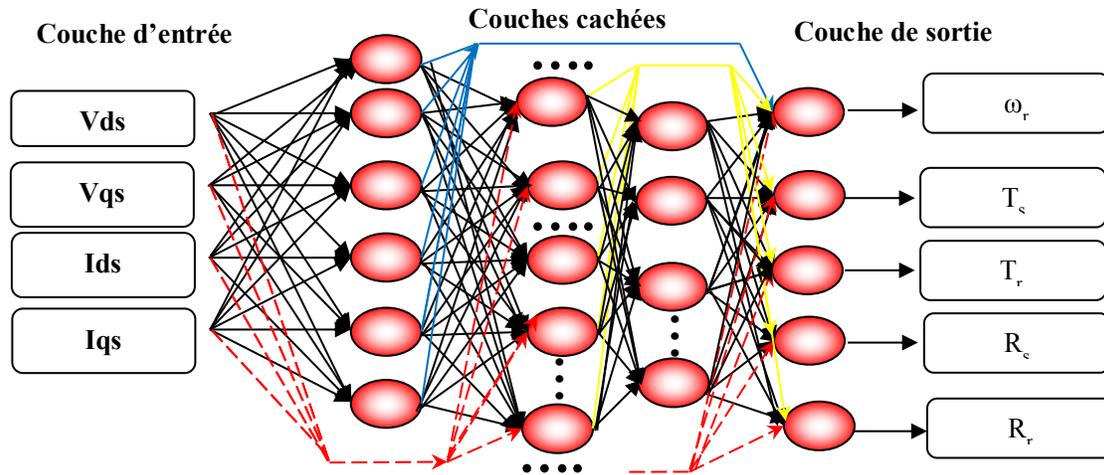


Fig. 5. 17 RNA développé

**5.6.2. Résultats de simulation**

La procédure d’obtention du RNA de type CFNN est la même que du chapitre précédent sauf que l’architecture et les données sont différents. On résume après la résolution du modèle d’état du moteur asynchrone ensuite on utilise ces données pour la création et l’apprentissage du RNA.

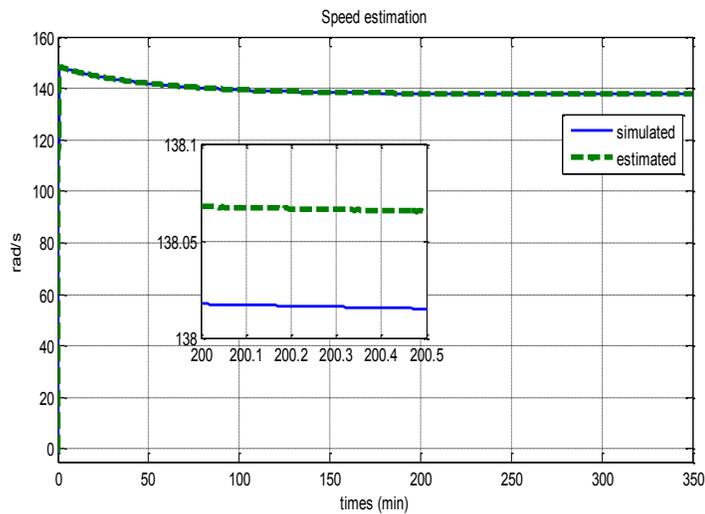
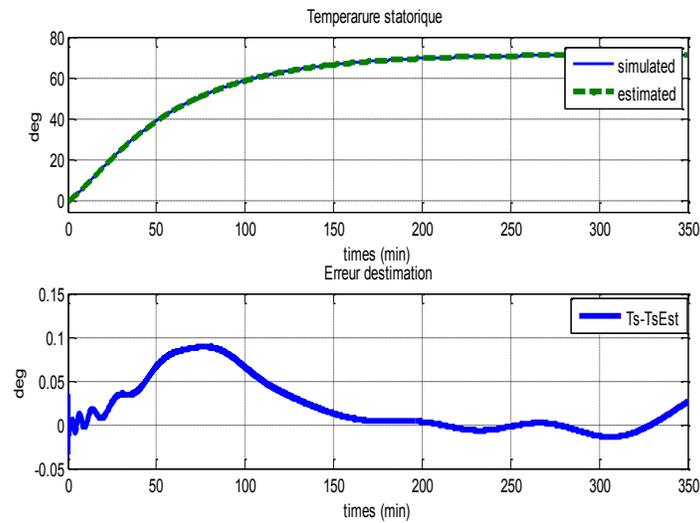


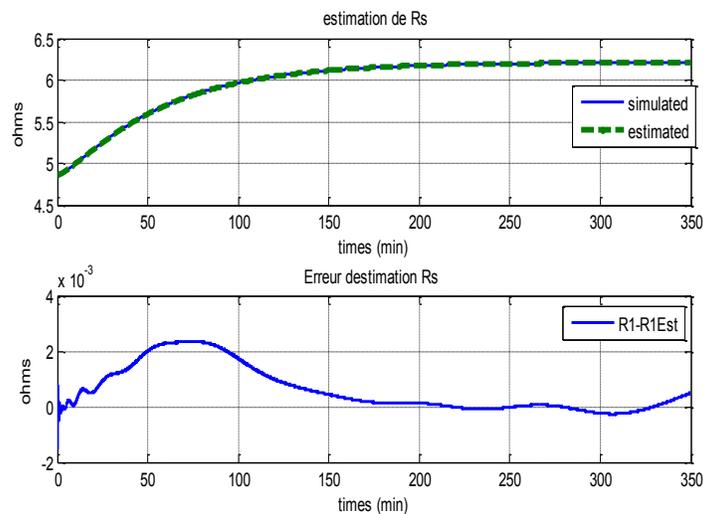
Fig. 5. 18 Vitesse estimée et simulée

La figure 5.18 montre la vitesse simulée et estimée par un RNA à base de BRBP, la vitesse atteint la valeur de 138 rad/s et la différence entre les valeur estimée et simulée au régime établi ne dépasse pas 0.01rad/s donc mois de 0.0037% de la vitesse finale, on remarque que les deux courbes sont en accord.



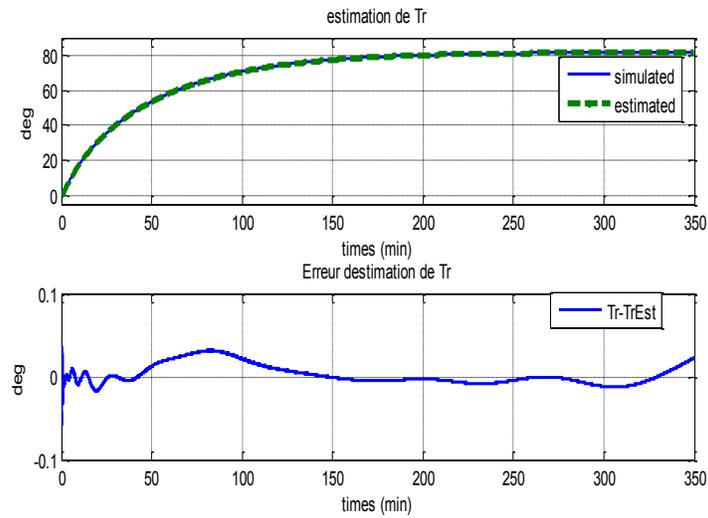
**Fig. 5.19** Température estimée est simulée du stator

La température statorique estimée par le CFNN à base de BBP est illustrée par la figure 5.19, dans cette figure on voit que la valeur de la température statorique à l'état d'équilibre thermique est approximativement  $71^{\circ}\text{C}$ , l'erreur correspondante est moins de  $0.0263^{\circ}\text{C}$  ainsi, moins de  $0.037\%$  de la valeur du régime établi. La résistance statorique estimée est illustrée par la Fig. 5.20 où elle atteint la valeur  $6.2\ \Omega$  et l'erreur d'estimation est négligeable.



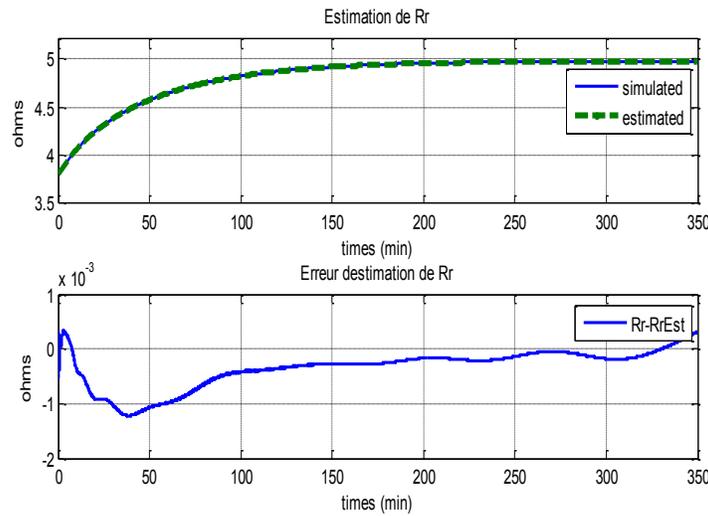
**Fig. 5.20** Résistance statorique estimée

La température rotorique estimée par le CFNN à base de BBP et illustrée par la figure 5.21, dans cette figure on voit que la valeur de la température statorique à l'état d'équilibre thermique est approximativement  $81^{\circ}\text{C}$ , l'erreur correspondante est moins de  $0.023^{\circ}\text{C}$  ainsi, cet écart entre la valeur estimée et simulée représente  $0.028\%$  de la valeur du régime établi.



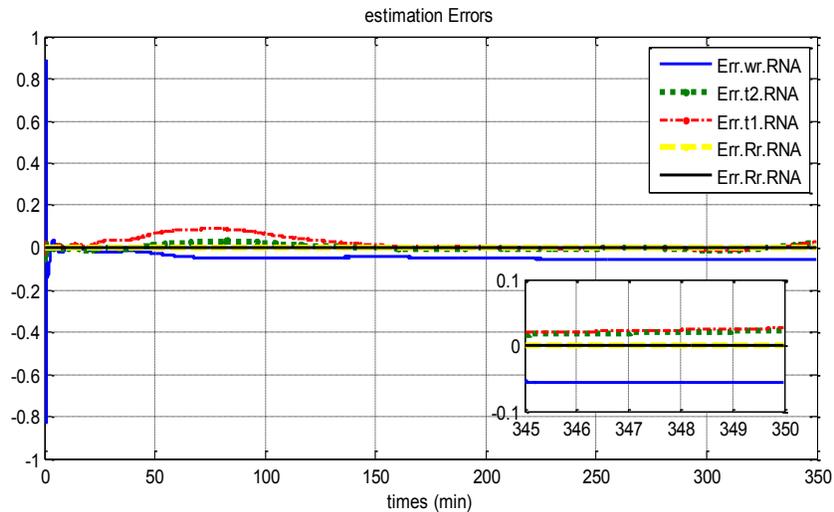
**Fig. 5. 21** Température estimée et simulée du rotor

La résistance rotorique estimée et simulée est illustrée par la Fig5.22, les courbes de la résistance estimée et simulée sont presque identiques et l'erreur d'estimation est négligeable, au régime permanent les deux valeurs atteignent  $4.97\Omega$ .



**Fig. 5. 22** Résistance estimée et simulée du rotor

La figure 5.23 illustre les différentes erreurs d'estimation.



**Fig. 5. 23** Erreurs d'estimation pour toutes les sorties

Le tableau 5.1 montre que dans notre étude l'estimateur neuronal à base de BRBP donne des meilleurs résultats par rapport au FKE.

**Tableau 5. 1** Comparaison entre les erreurs d'estimation des températures statorique et rotorique estimées par le FKE et le RNA.

	wr	T1( $\theta_1^0$ C)	T2( $\theta_2^0$ C)	R1	R2
FKE	1.5	2	1.5	0.05	0.02
RNA	0.05	0.0263	0.023	$1.62 \cdot 10^{-4}$	$1.62 \cdot 10^{-4}$

## 5.7. Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons exploité le modèle thermique du moteur asynchrone pour l'estimation combinée des paramètres comme les résistances statorique et rotorique, et les états comme la vitesse et les températures moyennes des enroulements du stator et du rotor soit par le FKE ou par la technique de l'intelligence artificielle de RN de type CFNN. D'après nos résultats on remarque que les estimateurs à base de RNA donnent les meilleures qualités d'estimation ou les erreurs sont minimales pour toutes les grandeurs estimées.

## Références

- [1] IEEE, Motor Reliability Working Group, Report of Large Motor Reliability Survey of Industrial and Commercial Installations, *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. IA-4, July, no. 1, pp. 853–872, 1985.
- [2] M.A. Valenzuela, P.V. Verbakel, J.A. Rooks, Thermal Evaluation for Applying TEFC Induction Motors on Short-Time and Intermittent Duty Cycles, *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 39, no. 1, pp. 45–52, 2003.

- [3] P. Zhang, Y. Du, B. Lu, T.G. Habetler, *A DC signal injection-based thermal protection scheme for soft-starter-connected induction motors*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 45, no. 4, pp. 1351–1358, 2009.
- [4] M.S. Abou-El-Ela, A.I. Megahed, O.P. Malik, *Thermal model based digital relaying algorithm for induction motor protection*, in **Proceedings of 1996 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering**, Calgary, Alberta, Canada, IEEE: vol. 2, pp. 1016–1019, 26-29 May 1996.
- [5] K.D. Hurst, T.G. Habetler, *A thermal monitoring and parameter tuning scheme for induction machines*, **Proc. IEEE Ind. Appl. Conference, IEEE-IAS Annu. Meeting**, New Orleans, LA, USA, USA, IEEE: vol. 1, pp. 136–142, 1997.
- [6] A. Bousbaine, M. McCormick, W.F. Low, *In-situ determination of thermal coefficients for electrical machines*, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 10, no. 3, pp. 385–391, 1995.
- [7] P.H. Mellor, D. Roberts, D.R. Turner, *Lumped parameter thermal model for electrical machines of TEFC design*, **IEE Proc. B Electr. Power Appl.**, vol. 138, no. 5, p. 205, 1991.
- [8] J. F. Moreno, F.P. Hidalgo, M.D. Martínez, *Realisation of tests to determine the parameters of the thermal model of an induction machine*, **IEE Proc. - Electr. Power Appl.**, vol. 148, p. 393, 2001.
- [9] H. Nestler, H. Nestler, *On-line-estimation of temperatures in electrical machines by an observer*, **Electr. Mach. Power Syst.**, vol. 21, no. 1, pp. 39–50, 1993.
- [10] J.T. Boys, *Empirical thermal model for inverter-driven cage induction machines*, **IEE Proc. - Electr. Power Appl.**, vol. 141, no. 6, p. 360, 1994.
- [11] S.B. Lee, T.G. Habetler, R.G. Harley, D.J. Gritter, *An evaluation of model-based stator resistance estimation for induction motor stator winding temperature monitoring*, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 17, no. 1, pp. 7–15, 2002.
- [12] Z. Gao, T.G. Habetler, R.G. Harley, R.S. Colby, *A sensorless adaptive stator winding temperature estimator for mains-fed induction machines with continuous-operation periodic duty cycles*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 44, no. 5, pp. 1533–1542, 2008.
- [13] B. Lu, S. Member, T.G. Habetler, R.G. Harley, *A Survey of Efficiency-Estimation Methods for In-Service Induction Motors*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 42, no. 4, pp. 924–933, 2006.
- [14] B. Lu, T.G. Habetler, R.G. Harley, *A Nonintrusive and In-Service Motor-Efficiency Estimation Method Using Air-Gap Torque With Considerations of Condition Monitoring*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 44, no. 6, pp. 1666–1674, 2008.
- [15] R. Beguenane, M.E.H. Benbouzid, *Induction motors thermal monitoring by means of rotor resistance identification*, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 14, no. 3, pp. 566–570, 1999.
- [16] S.B. Lee, T.G. Habetler, R.G. Harley, D.J. Gritter, *A stator and rotor resistance estimation technique for conductor temperature monitoring*, **Proc. IEEE Ind. Appl. Conference**, Rome, Italy, Italy, IEEE: vol. 1, pp. 381–387, 2000.
- [17] B. Karanayil, M.F. Rahman, C. Grantham, *Investigation of an on-line rotor resistance identification with a new stator resistance observer for induction motor drive using artificial neural networks*, **IEEE 34th Annu. Conf. Power Electron, Spec. 2003. PESC '03. Acapulco, Mexico, Mexico**, IEEE: vol. 4, pp. 1883–1888, 15-19 June 2003.
- [18] H. Weili, H. Weijian, L. Lin, *Estimation of stator resistance and temperature measurement in induction motor using wavelet network*, in **Proceedings of the 26th Chinese Control Conference**, Hunan, China, IEEE: pp. 203–207, 26-31 July 2007.

- [19] P. Zhang, B. Lu, T.G. Habetler, *A remote and sensorless stator winding resistance estimation method for thermal protection of soft-starter-connected induction machines*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 55, no. 10, pp. 3611–3618, 2008.
- [20] S.B. Lee, T.G. Habetler, *A Remote and Sensorless Thermal Protection Scheme for Small Line-Connected AC Machines*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 39, no. 5, pp. 1323–1332, 2003.
- [21] S.B. Lee, T.G. Habetler, *An online stator winding resistance estimation technique for temperature monitoring of line-connected induction machines*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 39, no. 3, pp. 685–694, 2003.
- [22] F. Baneira, L. Asiminoaei, J. Doval-Gandoy, H. Delpino, A.G. Yepes, J. Godbersen, *Estimation Method of Stator Winding Resistance for Induction-Motor Drives Based on DC-Signal Injection Suitable for Low Inertia*, **IEEE Trans. Power Electron.**, vol. 8993, no. c, pp. 1–9, 2018.
- [23] T.P. Tshimanga, R.G. Harley, *Stator Temperature Estimation of Open-Loop Controlled Induction Machines via Active DC Voltage Injection*, in **North American Power Symposium (NAPS)**, pp. 1–5, 2015.
- [24] A.A. Albla, B.M. Brkovic, M.M. Jecmenica, Z.M. Lazarevic, *Electrical Power and Energy Systems Online temperature monitoring of a grid connected induction motor*, **Int. J. Electr. Power Energy Syst.**, vol. 93, pp. 276–282, 2017.
- [25] Z. Gao, T.G. Habetler, R.G. Harley, R.S. Colby, *A novel online rotor temperature estimator for induction machines based on a cascading motor parameter estimation scheme*, in **5th IEEE International Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives**, 2005, no. September, pp. 1–6.
- [26] T.G. Habetler, R.G. Harley, *A Complex Space Vector Approach to Rotor Temperature Estimation for Line-Connected Induction Machines With Impaired Cooling*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 56, no. 1, pp. 239–247, 2009.
- [27] Z. Gao, T.G. Habetler, R.G. Harley, *A robust rotor temperature estimator for induction machines in the face of changing cooling conditions and unbalanced supply*, **IEEE Int. Conf. Electr. Mach. Drives**, 2005, no. 1, pp. 591–596, 2005.
- [28] Z. Gao, T.G. Habetler, R.G. Harley, R.S. Colby, *A Sensorless Rotor Temperature Estimator for Induction Machines Based on a Current Harmonic Spectral Estimation Scheme*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 55, no. 1, pp. 407–416, Jan. 2008.
- [29] Y. Du, P. Zhang, Z. Gao, T.G. Habetler, *Assessment of available methods for estimating rotor temperatures of induction motors*, 2009 **IEEE Int. Electr. Mach. Drives Conf.**, IEMDC '09, pp. 1340–1345, 2009.
- [30] H. Tajima, G. Guidi, H. Umida, *Consideration about problems and solutions of speed estimation method and parameter tuning for speed-sensorless vector control of induction motor drives*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 38, no. 5, pp. 1282–1289, 2002.
- [31] K.L. Shi, T.F. Chan, Y.K. Wong, S.L. Ho, *Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 49, no. 1, pp. 124–133, 2002.
- [32] H. Kubota, K. Matsuse, *Speed sensorless field-oriented control of induction motor with rotor resistance adaptation*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 30, no 5, p. 1219-1224, 1994.
- [33] H. Tajima, Y. Hori, *Speed sensorless field-orientation control of the induction machine*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 29, no. 1, pp. 175–180, 1993.
- [34] F. Peng, T. Fukao, *Robust speed identification for speed sensorless vector control of induction motors*, **Ind. Appl. Soc. Annu. Meet. 1993, Conf. Rec. 1993 IEEE**, vol. 30, no. 5, pp. 419–426, vol.1, 1993.
- [35] R. Marino, S. Peresada, P. Tomei, *On-line rotor resistance estimation for induction motors*, **IEEE Trans. Control Syst. Technol.**, vol. 8, no. 3, pp. 570–579, 2000.

- [36] B. Karanayil, M.F. Rahman, S. Member, C. Grantham, *Online Stator and Rotor Resistance Estimation Scheme Using Artificial Neural Networks for Vector Controlled Speed Sensorless Induction Motor Drive*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 54, no. 1, pp. 167–176, 2007.
- [37] H. Kubota, K. Matsuse, *Speed Sensorless Field-Oriented Control of Induction Motor with Rotor Resistance Adaptation*, **IEEE Trans. Ind. Appl.**, vol. 30, no. 5, pp. 1219–1224, 1994.
- [38] H.A. Toliyat, S. Member, E. Levi, S. Member, M. Raina, S. Member, *A Review of RFO Induction Motor Parameter Estimation Techniques*, **IEEE Trans. Energy Convers.**, vol. 18, no. 2, pp. 271–283, 2003.
- [39] K.E. Hemsas, *développement d'un nouveau modèle de la machine asynchrone pour la commande et la surveillance, thèse de doctorat d'état, université Ferhat Abbas – Sétif, Algérie.*
- [40] J. Campbell, M. Sumner, *Practical sensorless induction motor drive employing an artificial neural network for online parameter adaptation*, **IEE Proc. -Electric Power Appl.**, vol. 149, no. 4, pp. 255–260, 2002.
- [41] J.K. Al-Tayie, P.P. Acarnley, *Estimation of speed, stator temperature and rotor temperature in cage induction motor drive using the extended Kalman filter algorithm*, **IEE Proc. - Electr. Power Appl.**, vol. 144, no. 5, p. 301–309, 1997.
- [42] E. Foulon, C. Guibert, L. Loron, *Reduced-order electrical model extensions for induction machine temperature monitoring with extended Kalman filter*, in **European Conference on Power Electronics and Applications**, pp. 1–10, 2005.
- [43] E. Foulon, C. Forgez, L. Loron, *Resistances estimation with an extended Kalman filter in the objective of real-time thermal monitoring of the induction machine*, **IET Electr. Power Appl.**, vol. 1, no. 4, pp. 549–556, 2007.
- [44] Z. Gao, T.G. Habetler, R.G. Harley, R.S. Colby, *An Adaptive Kalman Filtering Approach to Induction Machine Stator Winding Temperature Estimation Based on a Hybrid Thermal Model*, **Proc. IEEE Ind. Appl. Conference**, IEEE-IAS Annu. Meeting, Kowloon, Hong Kong, China, IEEE, vol. 1, pp. 2–9, 2-6 Oct. 2005.
- [45] H. Mellab, K.E. Hemsas, *The use of EKF to estimate the transient thermal behaviour of induction motor drive*, **J. Electr. Eng.**, vol. 1, no. 1, pp. 40–47, 2013.
- [46] H. Mellab, K.E. Hemsas, *Stochastic Estimation Methods for Induction Motor Transient Thermal Monitoring Under Non Linear Condition*, **Leonardo J. Sci.**, vol. 11, no. 20, pp. 95–108, 2012.
- [47] H. Mellab, K.E. Hemsas, *modélisation et surveillance thermique d'une machine asynchrone on prend on compte les effets non linière*, **First Conference of Power Electronics and Electrical Drives**, USTO, Oran, Algérie, 26–27 Octobre 2010.
- [48] H. Mellab, *Estimation des grandeurs intrinsèques d'une machine asynchrone, mémoire de magister, université de Ferhat Abbas Sétif*, 2009.
- [49] *Norme internationale CEI, machines électriques tournantes –partie 1: caractéristiques assignées et caractéristiques de fonctionnement 60034-1cei/iec 60034-1:2004*, 2004
- [50] H. Mellab et K.E. Hemsas, *Surveillance Thermique Préventive d'une Machine Asynchrone par l'utilisation de Filtre de Kalman Etendue*, **International Conférence on Systems and Processing Information**, Guelma, Algérie, May 15-17, 2011.
- [51] H. Mellab, K.E. Hemsas, *The use of EKF to estimate the transient thermal behaviour of induction motor drive*, **the International Conference on Electronics & Oil: From Theory to Applications**, Ouargla, Algérie, March 01-02 2011.
- [52] H. Mellab, K.E. Hemsas, *Contribution à l'Estimation Des Grandeurs Intrinsèques Des Machines Electriques*, **journée Des Doctorants**, JD'1, UFAS, Sétif, Algérie, 23 Mai 2011.
- [53] P. Zhang, Y. Du, J. Dai, T.G. Habetler, B. Lu, *Impaired-cooling-condition detection using DC-signal injection for soft-starter-connected induction motors*, **IEEE Trans. Ind. Electron.**, vol. 56, no. 11, pp. 4642–4650, 2009.

- [54] Y. Huai, R.V. Melnik, P.B. Thogersen, *Computational analysis of temperature rise phenomena in electric induction motors*, **Applied Thermal Engineering**, vol. 23, no.7, pp. 779–795, 2003.
- [55] D. Staton, D. Hawkins, M. Popescu, *Thermal Behaviour of Electrical Motors –An Analytical Approach*, **INDUCTICA Technical Conference Program**, CWIEME, Berlin. 2009

## Chapitre 6 Conclusions générales et perspectives

---

1. Conclusions.....	133
2. Perspectives .....	135

---

### 6.1. Conclusions

L'estimation des grandeurs internes des systèmes non linéaires devient nécessaire dans les cas où les seules grandeurs accessibles sont les entrées et les sorties du système, les machines électriques sont un exemple typique. Le but global est de concevoir des estimateurs des grandeurs internes pour les machines électriques, dans le cadre d'une technique appliquée visant à augmenter les performances dynamiques et la robustesse des actionneurs électriques.

Le premier chapitre est consacré pour donner des généralités sur les machines électriques où les différentes pertes sont présentées, les services de fonctionnement des machines électrique sont brièvement décrit, les problématiques liées aux mesures de la température sont discutés.

Dans le deuxième chapitre on a présenté un état de l'art sur les méthodes de modélisation thermique des machines et on a vue quelle peut être classé par deux types numérique et analytique. Il a été montré dans ce travail que les approches d'estimation de la température d'une MAS peut être classifie par deux approches à base du modèle thermique ou à base des paramètres de la machine.

Les outilles utiliser pour l'estimation des paramètres ou pour l'estimation des variables d'état soit pour la MAS ou MCC sont présenté dans le troisième chapitre. Dans la première partie de ce chapitre on donne une classification des observateurs d'état, le principe du FK et on terminera cette première partie par les équations et étapes du FKE. Tandis que la deuxième partie focus sur les RNA de point de vue principe, types, apprentissage et topologie. Plusieurs algorithmes de réseau neuronal (NN) ont été rapportés dans la littérature. Ils comprennent diverses représentations et architectures et conviennent donc à différentes applications.

L'une des contributions principales de notre travail de recherche est présentée dans le chapitre 4, réside dans l'utilisation des RNA de type CFNN pour l'estimation simultané des états et paramètres d'une MCC, où on a utilisé trois algorithmes d'apprentissage à rétropropagation du gradient. Le premier est à base de la rétropropagation de la régularisation bayésienne (BBP), le second est à base de Quasi-Newton (BFGS BP) et le troisième est à base de rétropropagation résiliente (RBP).

Dans la présente étude, pour chaque algorithme d'apprentissage les résultats de simulations sont comparés au résultats des études antérieurs. Ensuite, les trois algorithmes d'apprentissage sont comparés en fonction du temps requis pour se converger pour chaque algorithme par rapport à l'erreur quadratique moyenne (MSE) supposé. En général, lorsqu'un MSE est réduit, tous les algorithmes ont besoin plus de temps pour se converger à un MSE supposé. Pour des petits MSE le RBP il est le plus rapide et il nécessite un minimum de temps pour se converger par rapport aux autres algorithmes, mais pour un MSE plus grand les deux algorithmes RBP et BFGSBP nécessite un temps de convergence très proche, le BR est le plus gourmand mais il donne une minime erreur entre sa sortie et la sortie désirée.

Le model thermique de la MAS a été validé par simulation dans le chapitre cinq où on a simulé plusieurs services de fonctionnement. Une conception et application d'un observateur stochastique de Kalman (FK) pour les systèmes linéaires a été donnée dans le chapitre trois, le FK tient en compte des bruits de mesure et d'états. Cette technique a été ensuite étendue aux systèmes non linéaires est appliqué pour la MAS comme elle est donnée dans chapitre cinq, à savoir l'estimation simultanément des états et des paramètres pour le service type S1. Ensuite, le FKE a été utilisé pour la surveillance thermique des bobinage statorique et rotorique afin d'éviter que la température moyenne des bobinages attient la température limites des classes des isolants.

Une deuxième technique a été également appliquée dans le chapitre 5. Cette dernière repose sur l'utilisation de RNA du types CFNN à base de BRBP, c'est une autre contribution dans notre travail où la contribution principale se situe dans la construction de nouvelles estimateur pour cette application.

Les résultats obtenus reflètent la validité des estimateurs à base du FKE et du RNA pour réaliser le meilleur compromis (performance/ robustesse), FKE et comme étant un meilleur estimateur dans le domaine stochastique.

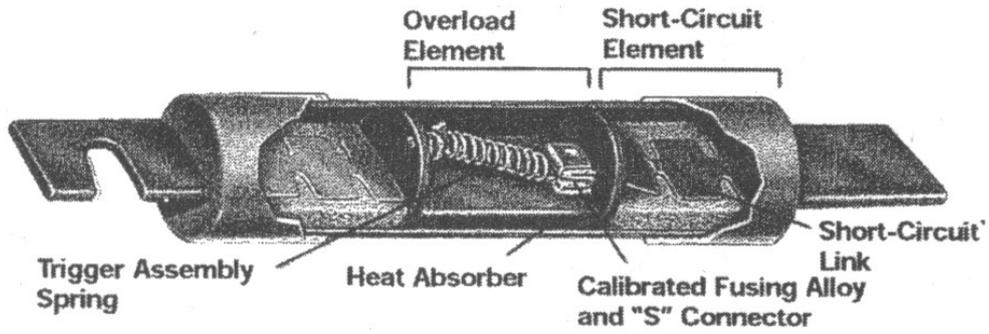
## 6.2. Perspectives

Le présent travail de recherche est non exhaustif. Il nous paraît à la fois intéressant et envisageable à moyen terme de continuer de futurs travaux selon les perspectives suivantes :

- Nous trouvons très intéressant que le présent travail sera reproduit par d'autres techniques intelligentes (RNF, les algorithmes génétiques)
- Optimisation du RNA de point de vue nombre de couches, nombre de neurones par les méthodes d'optimisation (AG, PSO...)
- Appliquer l'estimateur neuronal pour d'autres services de fonctionnement, charge variable.
- Réaliser des études numériques en utilisant les méthodes de types CFD pour avoir une meilleure compréhension de ces phénomènes thermiques.
- Utiliser cette approche de l'estimation de la température sans capteur à base de RNA pour la surveillance thermique et/ou pour détecter le vieillissement des isolants.
- Elargir cette étude pour d'autres paramètres tels que les inductances et/ou d'autres variables d'état tels que les courants rotoriques, le couple, les flux.
- Ne pas faire des hypothèses sur la dissipation thermique mais on prend les équations thermodynamiques.
- Implémenter la technique d'estimation de la température par l'injection du CC.

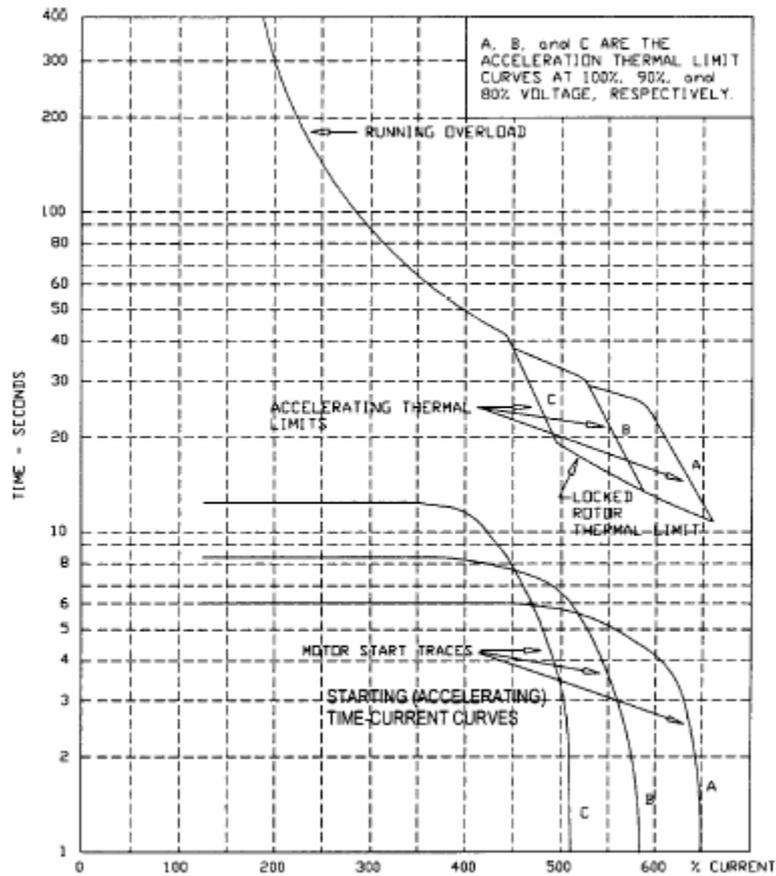
## Annexe A

### A.1 Fusible de protection de la MAS contre les surcharges thermiques



Structure d'un fusible temporisé à deux éléments à partir d'une référence

### A.2 Courbes de limite thermique



limite thermique typique

## Annexe B

## B.1 Paramètres de la MCC

paramètres	valeur
-Tension nominale $V_a$	240 V
- Puissance nominale $P$	3 kW
- Couple nominal $T_l$	11 Nm
- Résistance d'induit $R_{a0}$	3.5 $\Omega$
- Inductance d'induit $L_a$	34 mH.
Vitesse maximale	4000 tours / minute
$k_e$	0,9348 V/rad/s
Constante de temps mécanique	4.6s.

## B.2 Paramètres de la MAS

paramètres	valeur
-Tension nominale $V_a$	240 V
- Puissance nominale $P$	3 kW
- Couple nominal $T_l$	11 Nm
- courant nominal	6,5A
- Fréquence	50Hz
- Résistance d'induit $R_1$	2.42 $\Omega$
- Résistance d'induit $R_2$	2.05 $\Omega$
- Inductance $L_1$	0.237H
- Inductance $L_2$	0.237H
- Inductance $L_m$	0.23H
- Vitesse nominale	1420 tours / minute
- Pôles	4

## Annexe C

Coefficients du systeme liéairisées et discretisée

$$\begin{aligned}
a_{00} &= 1 - \frac{t_s L_2 R_1(k)}{\sigma} & a_{30} &= \frac{t_s L_1 L_m W_r(k)}{\sigma} \\
a_{01} &= \frac{t_s L_m^2 W_r(k)}{\sigma} & a_{31} &= \frac{t_s L_m R_1(k)}{\sigma} \\
a_{02} &= \frac{t_s L_m R_2(k)}{\sigma} & a_{32} &= \frac{t_s L_2 L_1 W_r(k)}{\sigma} \\
a_{03} &= \frac{t_s L_2 L_m W_r(k)}{\sigma} & a_{33} &= 1 - \frac{t_s L_1 R_2(k)}{\sigma} \\
a_{04} &= \frac{t_s L_m}{\sigma} [L_m I_{qs}(k) + L_2 I_{qr}(k)] & a_{34} &= \frac{t_s L_1}{\sigma} [L_m I_{ds}(k) + L_2 I_{dr}(k)] \\
a_{05} &= -\frac{t_s L_2}{\sigma} \alpha_1 R_{10} I_{ds}(k) & a_{35} &= \frac{t_s L_m}{\sigma} \alpha_1 R_{10} I_{qs}(k) \\
a_{06} &= \frac{t_s L_m}{\sigma} \alpha_2 R_{20} I_{dr}(k) & a_{38} &= -\frac{t_s L_1}{\sigma} \alpha_2 R_{20} I_{qr}(k) \\
a_{10} &= -\frac{t_s L_m^2 W_r(k)}{\sigma} & a_{40} &= -\frac{t_s p_n L_m I_{qr}(k)}{J} \\
a_{11} &= 1 - \frac{t_s L_2 R_1(k)}{\sigma} & a_{41} &= \frac{t_s p_n L_m I_{dr}(k)}{J} \\
a_{12} &= -\frac{t_s L_m L_2 W_r(k)}{\sigma} & a_{42} &= \frac{t_s p_n L_m I_{qs}(k)}{J} \\
a_{13} &= \frac{t_s L_m R_2(k)}{\sigma} & a_{43} &= -\frac{t_s p_n L_m I_{ds}(k)}{J} \\
a_{14} &= -\frac{t_s L_m}{\sigma} [L_m I_{ds}(k) + L_2 I_{dr}(k)] & a_{44} &= 1 - \frac{t_s B}{J} \\
a_{15} &= -\frac{t_s L_2}{\sigma} \alpha_1 R_{10} I_{qs}(k) & a_{50} &= \frac{2t_s R_1(k) I_{ds}(k)}{H_1} \\
a_{16} &= \frac{t_s L_m}{\sigma} \alpha_2 R_{20} I_{qr}(k) & a_{51} &= \frac{2t_s R_1(k) I_{qs}(k)}{H_1} \\
a_{20} &= \frac{t_s L_m R_1(k)}{\sigma} & a_{52} &= a_{53} = 0 \\
a_{21} &= -\frac{t_s L_1 L_m W_r(k)}{\sigma} & a_{54} &= t_s [2k_{1r} W_r(k) - k_{10} k_{1w} \Theta_1(k) \\
& & & \quad + k_{30} k_{3w} \Theta_1(k) - k_{30} k_{3w} \Theta_2(k)] / H_1 \\
a_{22} &= 1 - \frac{t_s L_1 R_2(k)}{\sigma} & a_{55} &= 1 + t_s \{ \alpha_1 R_{10} I_{ds}^2(k) + \alpha_1 R_{10} I_{qs}^2(k) \\
& & & \quad - k_{10} [1 + k_{1w} W_r(k)] + k_{30} [1 + k_{3w} W_r(k)] \} / H_1 \\
& & a_{56} &= -t_s k_{30} [1 + k_{3w} W_r(k)] / H_1 \\
& & a_{60} &= a_{61} = 0 \\
& & a_{62} &= \frac{2t_s R_2(k) I_{dr}(k)}{H_2} \\
& & a_{63} &= \frac{2t_s R_2(k) I_{qr}(k)}{H_2} \\
& & a_{64} &= t_s [-k_{30} k_{3w} \Theta_1(k) - k_{20} k_{2w} \Theta_2(k) + k_{30} k_{3w} \Theta_2(k)] / H_2 \\
& & a_{65} &= -t_s k_{30} [1 + k_{3w} W_r(k)] / H_2 \\
& & a_{66} &= 1 + t_s \{ \alpha_2 R_{20} I_{dr}^2(k) + \alpha_2 R_{20} I_{qr}^2(k) \\
& & & \quad - k_{20} [1 + k_{2w} W_r(k)] + k_{30} [1 + k_{3w} W_r(k)] \} / H_2 \\
& & b_{00} &= \frac{t_s L_2}{\sigma} \\
& & b_{11} &= -\frac{t_s L_m}{\sigma}
\end{aligned}$$