

Chapitre VI

CLASSIFICATION DES PANNES PAR LOGIQUE FLOUE

IV. Classification des pannes par logique floue

IV.1 Introduction

La classification est un domaine de recherche qui a été développé aux années soixante. Elle constitue le principe de base de plusieurs systèmes d'aide au diagnostic. Il s'agit d'affecter un ensemble d'objets (tissus, enregistrements, etc.) à un ensemble de classes selon la description de celles-ci. Cette description est effectuée grâce à des propriétés ou des conditions typiques propres aux classes. Les objets sont alors classifiés suivant qu'ils vérifient ou non ces conditions ou propriétés [11].

L'objectif de la classification est d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de leurs caractéristiques ou attributs descriptifs [12].

IV.2 Diagnostic en utilisant des méthodes de classification

Les méthodes de classification sont une partie importante des méthodes basées sur la fouille des données.

Le principe de la surveillance d'un procédé dynamique à partir d'une méthode de classification, consiste à déterminer à chaque instant, la classe actuelle qui a préalablement été associée avec un état fonctionnel du système.

L'utilisation de techniques de la Logique Floue pour le diagnostic de systèmes permet d'obtenir des résultats interprétables et offre une information utile pour la décision d'actions à effectuer en cas de défaillance [19].

Dans le cadre des ensembles flous, la classification peut être considérée comme une association floue. [20]

IV.3 Classification par la logique floue

IV.3.1 Limites de l'approche classique

L'approche classique se heurte à deux problèmes majeurs : le premier est la qualité des enregistrements recueillis, en fonction de la complexité du comportement physiologique du patient et du matériel utilisé pour acquérir ces données. Le deuxième problème est l'incertitude des interprétations par les spécialistes car deux anomalies peuvent être difficilement indiscernables.

Si la première question sur la qualité des données recueillies peut être résolue ou au moins allégée, par des techniques de débruitage des signaux, la deuxième, portant sur le chevauchement des classes, oblige les chercheurs à se tourner vers d'autres solutions plus proches du raisonnement humain. La classification conventionnelle identifie les individus comme membre d'une et seulement une classe. Cela revient à dire que les techniques « traditionnelles » visent à constituer des groupes mutuellement exclusifs.

Ces dernières décennies ont vu le développement des méthodes de classification à chevauchement pour répondre à cette limite. Cependant, ces méthodes ont été peu fréquemment utilisées, puisqu'elles ont plusieurs inconvénients pratiques [11] : l'appartenance d'un individu ne peut prendre que la valeur 1 ou 0 [21], elles produisent généralement trop de chevauchements entre les classes de sorte qu'il est difficile d'obtenir une solution spatiale (par l'intermédiaire de techniques de visualisation graphique). Par conséquent, ces techniques de classification à recouvrement ne disposent pas suffisamment d'informations sur les tendances d'appartenance. Autrement dit, les individus se trouvant dans la zone d'intersection appartiennent à poids égal à plusieurs segments à la fois.

IV.3.2 La logique floue en classification

L'approche par la logique floue permet l'introduction du concept de degré d'appartenance, qui détermine les « forces » avec lesquelles un individu appartient aux différentes classes. Cela repose sur le fait que le concept flou ne cherche pas un point de rupture qui décide de l'appartenance d'un individu à une classe, mais qu'elle raisonne plutôt sur la base d'un intervalle de valeurs.

L'idée qui soutient l'approche est la possibilité d'appartenance à la fois à plusieurs classes. Partant dans ce sens, ce sont exclues toutes les méthodes de classification « dure » contraignant les individus à être membre d'une, et une seule, classe. Quoique la probabilité d'appartenance des objets aux classes ne soit pas évidemment une exclusivité des techniques de classification floue, il nous semble que les résultats obtenus des approches floues sont plus pertinents en ce sens qu'ils donnent une matrice des degrés d'appartenance de chaque individu à chaque classe, ce qui n'est pas tout à fait le cas dans les autres analyses « classiques » de classification [11].

IV.4 Conception du classificateur floue

IV.4.1 Principe de base

Le cadre de la modélisation de l'imprécision (incertitude) est différent que ce soit pour construire l'espace de représentation ou pour prendre la décision. Une fonction d'appartenance quantifie le degré d'appartenance $\mu_{\omega}(x) \in [0,1]$ de chaque vecteur x à la classe ω .

Une classe floue $(x, \mu_{\omega}(x))$ est un sous ensemble flou de l'espace Ω . Les différentes classes floues sont construites par apprentissage. M fonctions d'appartenances aux M classes sont associées à chaque forme x . Ces fonctions d'appartenances caractérisent la similitude entre x et le prototype de chaque classe floue. L'espace de classification est donc défini d'une façon graduelle qui est très intéressante pour le diagnostic en ligne. [22]

$$\sum_{i=1}^M \mu_{\omega}(x)$$

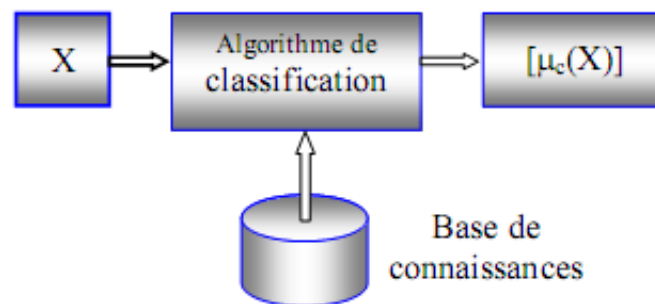


Fig. IV.1 : Schéma synoptique d'un classificateur flou

La figure IV-1 montre comment à partir d'une base de connaissances une entrée x est classée suivant un degré d'appartenance. D'après les références [6] et [11] la mise en œuvre d'une méthode de classification floue implique deux étapes: la construction des fonctions d'appartenance et la définition des règles de décision.

IV.4.2 Fonctions d'appartenance

Dans le cas de notre travail, la détection est essentiellement conditionnée par cinq paramètres : la vitesse, la température et l'intensité des phases 1,2 et 3.

Chaque paramètre d'entrée est représenté par des valeurs linguistiques. Plus de détails seront donnés dans le chapitre suivant.

	NG	NP	ZE	PP	PG
$\Delta I_{1,2,3} / \Delta V / \Delta T$	[-30% -10%]	[-20% 0%]	[-10% 10%]	[0% 20%]	[10% 30%]

IV.4.3 Base des règles floues [6]

La base des règles floues définie comporte 29 règles

Règle	ΔV	ΔT	ΔI_1	ΔI_2	ΔI_3	Diagnostic
r_1	ZE	ZE	NG	NG	ZE	Phases 1 et 2 non alimentées
r_2	ZE	ZE	NG	ZE	NG	Phases 1 et 3 non alimentées
r_3	ZE	ZE	ZE	NG	NG	Phases 2 et 3 non alimentées
r_4	ZE	ZE	NG	ZE	ZE	Rupture d'une phase du stator
r_5	ZE	ZE	NG	ZE	ZE	Phase 1 non alimentée
r_6	ZE	ZE	ZE	NG	ZE	Rupture d'une phase du stator
r_7	ZE	ZE	ZE	NG	ZE	Phase 2 non alimentée
r_8	ZE	ZE	ZE	ZE	NG	Rupture d'une phase du stator
r_9	ZE	ZE	ZE	ZE	NG	Phase 3 non alimentée
r_{10}	PP	NP	NP	NP	NP	Diminution de la charge
r_{11}	NP	ZE	ZE	ZE	ZE	Moteur faible
r_{12}	ZE	ZE	ZE	ZE	ZE	Fonctionnement normale
r_{13}	ZE	PG	PG	ZE	ZE	Ventilation incorrect
r_{14}	NP	PP	PP	PP	PP	Surcharge
r_{15}	ZE	PG	PG	ZE	ZE	Court circuit entre spires
r_{16}	ZE	PG	ZE	PG	ZE	Court circuit entre spires
r_{17}	ZE	PG	ZE	ZE	PG	Court circuit entre spires
r_{18}	ZE	PG	PG	PG	ZE	Court circuit entre spires
r_{19}	ZE	PG	PG	ZE	PG	Court circuit entre spires
r_{20}	ZE	PG	ZE	PG	PG	Court circuit entre spires
r_{21}	NP	PG	PG	ZE	ZE	Court circuit entre spires
r_{22}	NP	PG	ZE	PG	ZE	Court circuit entre spires
r_{23}	NP	PG	ZE	ZE	PG	Court circuit entre spires
r_{24}	NP	PG	PG	PG	ZE	Court circuit entre spires
r_{25}	NP	PG	PG	ZE	PG	Court circuit entre spires
r_{26}	NP	PG	ZE	PG	PG	Court circuit entre spires
r_{27}	NG	PG	PG	PG	PG	Blocage de rotor
r_{28}	NG	PG	PG	PG	PG	Mauvais branchement
r_{29}	NG	PG	PG	PG	PG	Moteur chauffé

Tableau (IV.1) Table des règles pour le diagnostic

IV.5 Méthodes de classification

La problématique du tri consiste à affecter les objets d'un ensemble A à des catégories ou classes prédéfinies. Ce type de question fait partie des problèmes de classification. [23]

En général, les méthodes de classification sont basées sur l'optimisation d'une fonction objective, laquelle dépend du type de similitude défini dans l'ensemble des données (ou éléments) à classer. De ce fait, il existe des techniques qui minimisent les distances entre objets du même groupe et d'autres qui maximisent l'appartenance des objets à une classe [24].

Il existe plusieurs méthodes de classification tels que :

- Méthodes de Groupement (“Clustering”) ;
- Méthodes Statistiques ;
- Arbres de Décisions et Inductions ;
- Réseaux de Neurones (RN). [24]

IV.5.1 Résultats De La Classification

L'application de la méthode de Clustering soustractive aux 29 règles qui seront utilisées dans le diagnostic, données les résultats suivants :

Règle	Classes
Règle r_1	Classe 1
Règle r_2	
Règle r_3	
Règle r_4	Classe 2
Règle r_5	
Règle r_6	
Règle r_7	
Règle r_8	
Règle r_9	Classe 3
Règle r_{10}	
Règle r_{11}	
Règle r_{12}	Classe 4
Règle r_{13}	Classe 5
Règle r_{14}	Classe 6
Règle r_{15}	Classe 7
Règle r_{16}	
Règle r_{17}	
Règle r_{18}	
Règle r_{19}	
Règle r_{20}	
Règle r_{21}	
Règle r_{22}	
Règle r_{23}	
Règle r_{24}	
Règle r_{25}	
Règle r_{26}	
Règle r_{27}	Classe 8
Règle r_{28}	
Règle r_{29}	

Tableau (IV2) Classification des pannes selon la table des règles

IV.6 Mise en œuvre du diagnostic

La mise en œuvre du diagnostic est difficile et cette difficulté devient plus grande avec la complexité du système étudié. Pour la réaliser nous devons :

- avoir une connaissance approfondie de la machine en fonctionnement et de ses différents paramètres ;
- faire le maximum de mesure ;
- connaître les phénomènes en interaction ;
- enfin simuler les pannes avec le modèle représentatif.

Ce dernier point est bien souvent une aide précieuse dans le cas où l'on ne dispose pas de données expérimentales et devant une dégradation énergétique inexpliquée. Evidemment plus le modèle représentatif reproduit fidèlement le fonctionnement de la machine et plus le diagnostic est facilité (les symptômes seront retenus avec plus de précision).

IV.6.1 Identification du défaut

Cette opération permet de connaître les caractéristiques du défaut (le syndrome). Les symptômes sont le moyen unique d'identification. Il se peut qu'un ensemble de défauts présente les mêmes symptômes globaux et pour faire la distinction entre tel ou tel défaut, il faut revenir vers le diagnostic différentiel et effectuer des tests de précision sur l'identification de nouveaux symptômes. La découverte de nouvelles caractéristiques confirme le défaut détecté [3].

Notre étude est appliquée sur les moteurs asynchrones triphasés, pour connaître les caractéristiques du défaut (le syndrome), nous avons choisi les paramètres suivants :

- **Intensité I** (I₁, I₂, I₃).

$$\Delta I = (I \text{ mesurée} - I \text{ nominal}) / I \text{ nominal.}$$

	NG	NP	ZE	PP	PG
$\Delta I_{1,2,3}$	[-10% -30%]	[-20% 0%]	[-10% 10%]	[0% 20%]	[10% 30%]

- **Température T**

$$\Delta T = (T \text{ mesurée} - T \text{ nominal}) / T \text{ nominal.}$$

	NG	NP	ZE	PP	PG
ΔT	[-10% -30%]	[-20% 0%]	[-10% 10%]	[0% 20%]	[10% 30%]

• **Vitesse V**

$$\Delta V = (V \text{ mesurée} - V \text{ nominal}) / V \text{ nominal.}$$

	NG	NP	ZE	PP	PG
ΔV	[-10% -30%]	[-20% 0%]	[-10% 10%]	[0% 20%]	[10% 30%]

IV.6.2 Localisation de la source de perturbation

Là aussi, la localisation fait appel au contenu de la base des faits, qui permet le retour vers les causes probables pour localiser la source réelle de l'incident. [3]

Pour chaque symptôme est associée une liste de causes possibles. Dans notre étude, nous avons recueilli les causes qui ont les mêmes symptômes dans des classes :

Classe 1	Deux phases non alimentées.
Classe 2	Rupture d'une phase du stator, Ou elle n'est pas alimentée.
Classe 3	Diminution de la charge.
Classe 4	Moteur faible.
Classe 5	Fonctionnement normale.
Classe 6	Ventilation incorrecte.
Classe 7	Surcharge.
Classe 8	Court circuit entre spires.
Classe 9	Blocage de rotor Ou Mauvais branchement Ou Moteur chauffé.

Tableau (IV.3) Définition des classes des pannes

IV.7 Le recours à la logique floue

L'intérêt de recourir à la logique floue pour résoudre le problème de diagnostic des défaillances est dû principalement aux avantages suivants :

- La non disponibilité de modèle explicite pour le cas de défaillances est un problème que seul les TIA (Technique de l'Intelligence Artificielle) peuvent résoudre car basées sur la non nécessité de modélisation.
- L'insertion de connaissances d'experts, données sous forme linguistique soit pour la détection, le diagnostic ou la localisation de défauts ce qui permet de rendre le système de contrôle commande apte à effectuer l'insertion automatique des symptômes et la mémorisation de chaque nouvel acte (possibilité de son auto - instruction).
- La simplicité dans la mise en œuvre, une fois préparées les règles d'expert.
- La robustesse face aux perturbations.

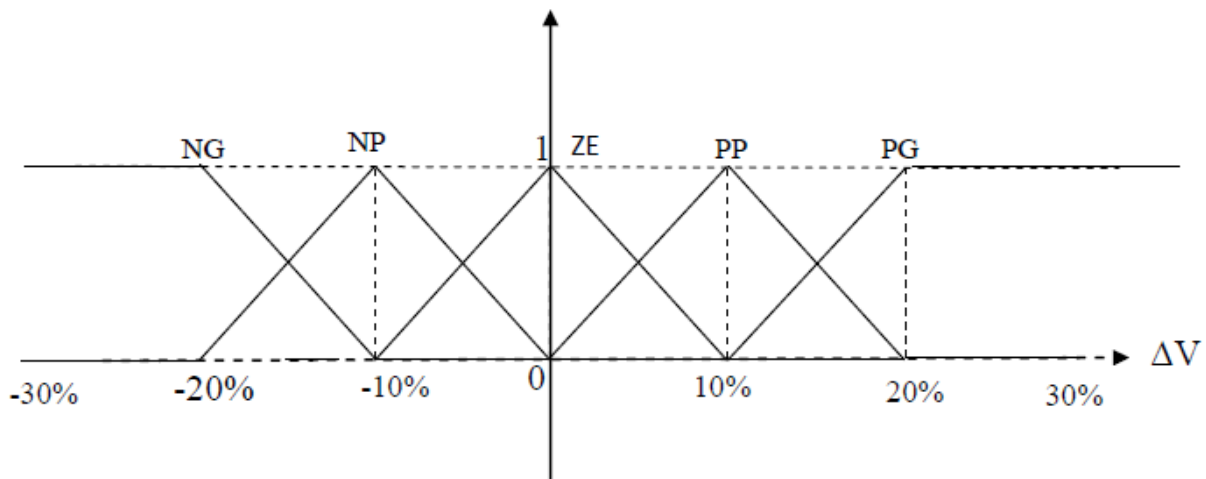
IV.8 Application à la détection

La reproduction comportementale du procédé dépend énormément des mesures fournies par le type de capteurs utilisés. Pour notre cas, nous avons considéré cinq capteurs, pour la mesure de courant, de vitesse et de température.

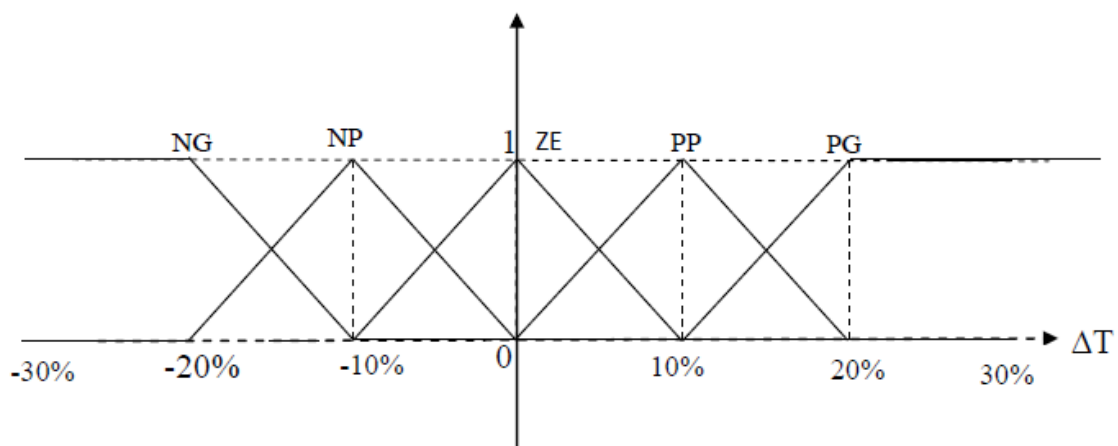
IV.8.1 Fuzzification

La fuzzification est l'opération qui à une valeur donnée d'une variable (vitesse, couple, ...), associe un sous-ensemble flou particulier. On utilise pour cela des variables linguistiques représentées mathématiquement par des fonctions d'appartenance qui quantifient l'incertitude relative à l'appartenance de la variable à cet ensemble. Ces variables linguistiques sont choisies de façon à modéliser les observations d'un être humain qui qualifiera un phénomène de positif, négatif, nul, petit, grand ou moyen; l'ensemble constitue un univers de discours [26].

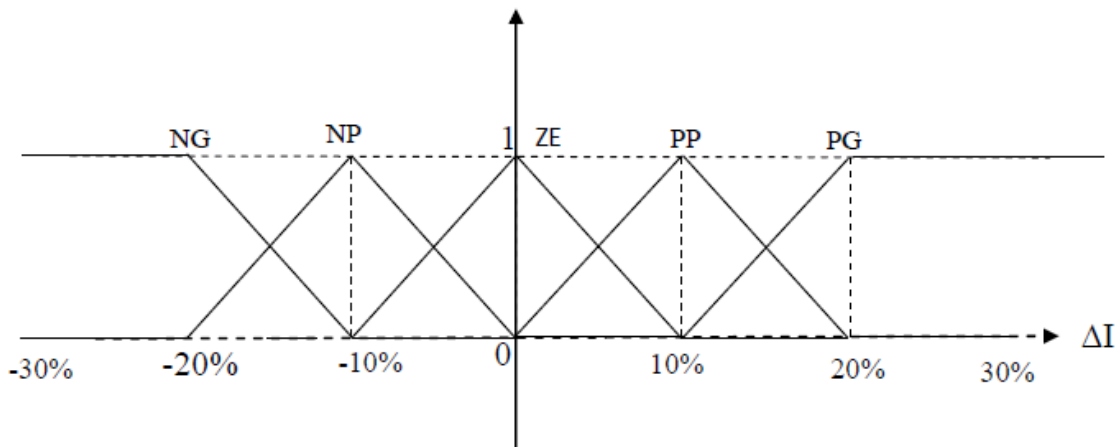
Fonctions d'appartenance avec cinq sous ensembles flous pour la variable linguistique vitesse (entrée):



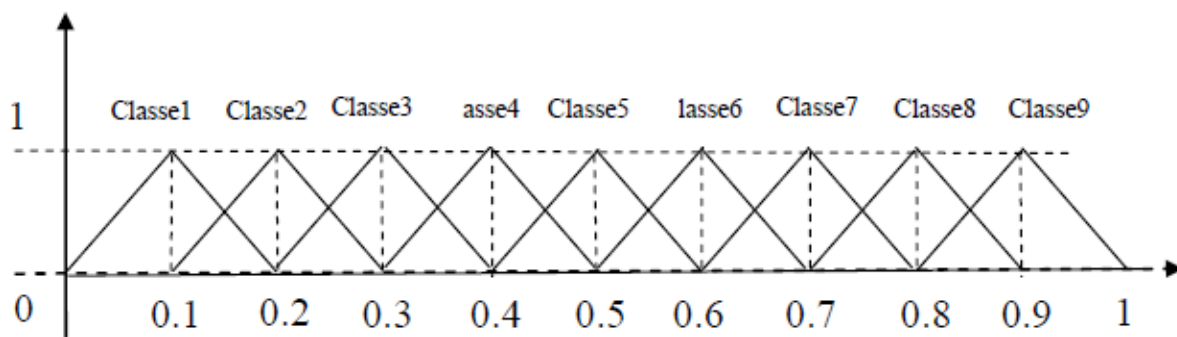
Fonctions d'appartenance avec cinq sous ensembles flous pour la variable linguistique température (entrée):



Fonctions d'appartenance avec cinq sous ensembles flous pour la variable linguistique courant de phase:



Fonctions d'appartenance avec neuf sous ensembles flous pour la variable linguistique Classes de défaillances (sortie) :



IV.8.2 Inférence

Pour décider du degré d'appartenance de la sortie aux sous-ensembles de sorties, il est nécessaire de déterminer des règles floues ou règles d'inférence. Une règle floue est une proposition floue exprimée sous la forme suivante:

Si x_1 est ...et si x_2 est... Alors y est....

L'espace des entrées d'un contrôleur flou constitue la prémisse de la règle et l'espace des sorties constitue la conclusion ou la conséquence de la règle. [26]

Selon les informations du (tab.II), nous avons les règles suivantes :

Règle 1 - SI les intensités des phases 1 et 2 sont nulles **Alors** phases 1 et 2 non alimentées.

Règle 2 - SI les intensités des phases 1 et 3 sont nulles **Alors** phases 1 et 3 non alimentées.

Règle 3 - SI les intensités des phases 2 et 3 sont nulles **Alors** phases 2 et 3 non alimentées.

Règle 4 - SI l'intensité de phase 1 est nulle **Alors** rupture d'une phase du stator **ou** phase 1 non alimentée.

Règle 5 - SI l'intensité de phase 2 est nulle **Alors** rupture d'une phase du stator **ou** phase 2 non alimentée.

Règle 6 - SI l'intensité de phase 3 est nulle **Alors** rupture d'une phase du stator **ou** Phase 3 non alimentée.

Règle 7 - SI l'intensité **et** la température est réduite **et** la vitesse est élevée **Alors** diminution de la charge.

Règle 8 - SI la vitesse est réduite **Alors** Moteur faible.

Règle 9 - SI l'intensité, la température **et** la vitesse sont nominales **Alors** Fonctionnement normal.

Règle 10 - SI la température est exagérée **Alors** ventilation incorrecte.

Règle 11 - SI l'intensité **et** la température sont élevées **et** la vitesse est réduite **Alors** surcharge.

Règle 12 - SI l'intensité de phase 1 **et** la température sont exagérées **ou** l'intensité de phase 2 **et** la température sont exagérées **ou** l'intensité de phase 3 **et** la température sont exagérées **ou** l'intensité des phases 1 et 2 **et** la température sont exagérées **ou** L'intensité des phases 1 et 3 **et** la température sont exagérées **ou** l'intensité des phases 2 et 3 **et** la température sont exagérées **ou** l'intensité de phase 1 et la température sont exagérées **et** la vitesse est réduite **ou** l'intensité de phase 2 **et** la température sont exagérées et la vitesse est réduite **ou** l'intensité de phase 3 **et** la température exagérée **et** la vitesse est réduite **ou** l'intensité des phases 2 et 3 **et** la température sont exagérées **et** la vitesse est réduite **ou** l'intensité des phases 1 et 3 **et** la température sont exagérées **et** la vitesse est réduite **ou** l'intensité des phases 1 et 2 **et** la température sont exagérées **et** la vitesse est réduite **Alors** court circuit entre spires.

Règle 13 - SI l'intensité **et** la température sont exagérées **et** la vitesse est très réduite **Alors** blocage de rotor **ou** Mauvais branchement **ou** Moteur chauffé.

La détection du moindre incident en reproduction comportementale sera prise en considération à travers la détection de(s) symptôme(s) perçu avec celui-ci (c.-à-d. à travers l'ensemble flou représentatif de la variable de sortie choisie). C'est le résultat trouvé ou « Symptôme détecté », par renvoi à la base de connaissance. [25]

IV.8.3 Défuzzification

La défuzzification consiste en une transformation de l'information floue issue de l'inférence en une information déterministe directement applicable au processus.

On calcule le résultat par la méthode de centre de gravité, ces méthodes calculent le centre de gravité de la surface obtenue après l'étape d'inférence et le projette sur l'axe horizontal, on réalise ainsi la moyenne de toutes les valeurs de la variable de sortie, chacune pondérée par son degré d'appartenance. [26]

Dans cet exemple nous supposons que :

- la vitesse = 1224 tr/min,
- la température = 26.1 C°,
- l'intensité₁ = 9.245A et l'intensité_{2,3} = 9.89A.

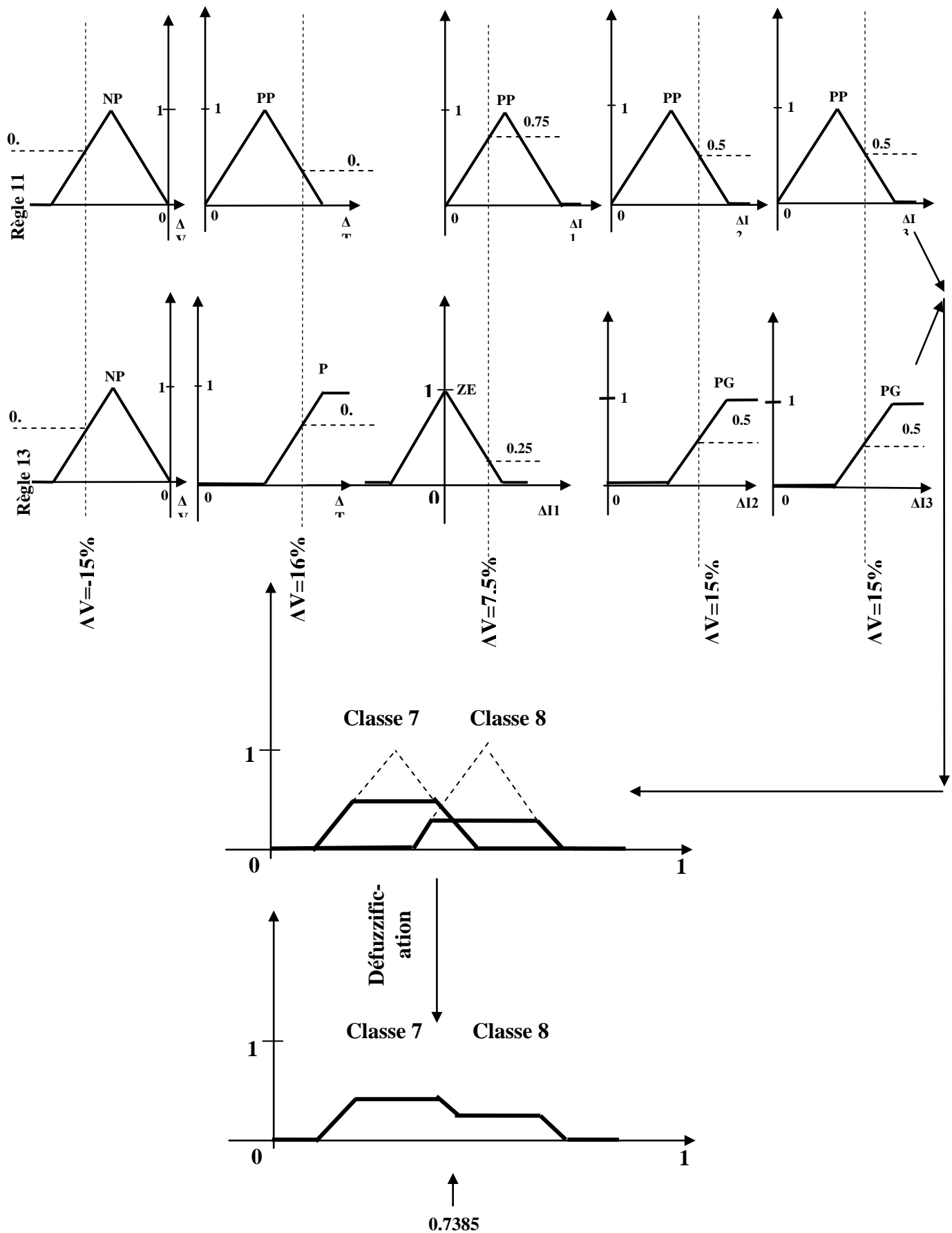


Fig IV.2 Exemple de détermination de la classe d'appartenance

IV.9 Schéma de principe du diagnostic

Le procédé d'étude est un moteur asynchrone triphasé avec comme caractéristiques :

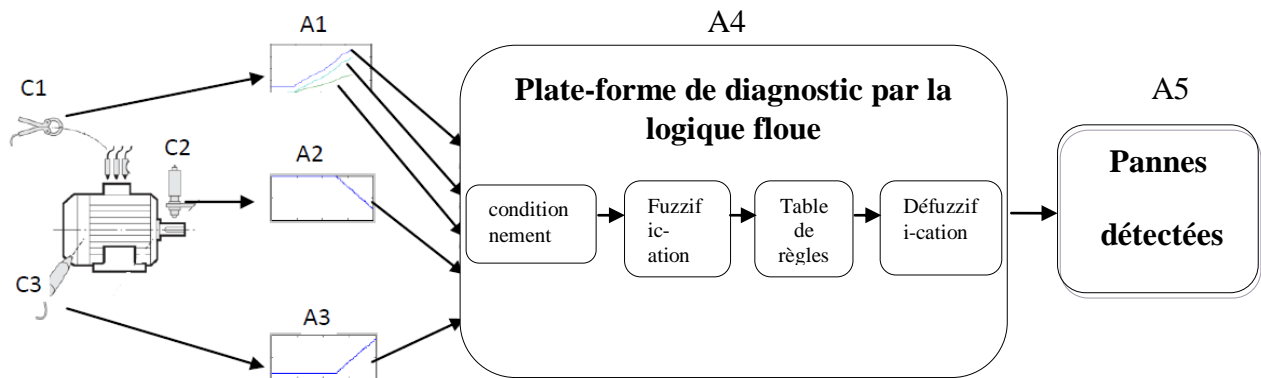


Figure IV.3 Schéma de principe du procédé

L'objectif de cette application est de surveiller les changements des intensités des courants statoriques (A1), la vitesse (A2) et de la température (A3) selon les capteurs (C1, C2, C3) qui sont installés sur le moteur et qui fournissent les changements en permanence, le système (A4) analyse ces données et détermine les causes du déséquilibre qui sera affiché par (A5) pour aider à prendre les actions nécessaires.

IV.10 Modèle analytique

Nous supposons que le comportement du procédé est décrit par le modèle linéaire suivant :

Etant donné l'intervalle de temps $t \in [0 \dots 8]$ secondes

1- Pour $t \in [0 \dots 5]$:

$$V_M = V_N ; \quad T_M = T_N ; \quad I_{1M} = I_{1N} ; \\ I_{2M} = I_{2N} ; \quad I_{3M} = I_{3N} .$$

2- Pour $t \in]5 \dots 8]$:

$$V_M = -72t + 1800, \quad T_M = 1.2t + 16.5, \quad I_{1M} = 0.215t + 7.525, \\ I_{2M} = 0.43t + 6.45, \quad I_{3M} = 0.43t + 6.45.$$

Avec:

$$V_N = 1440 \text{ tr/min}; \quad T_N = 22.5 \text{ C}^\circ; \quad I_{1N} = 8.6 \text{ A}; \\ I_{2N} = 8.6 \quad I_{3N} = 8.6 \text{ A}.$$

Où

t : le temps du test en seconde ;

V_M : la vitesse mesurée (A2) ;

V_N : la vitesse nominale ;

T_M : la température mesurée (A3) ;

T_N : température nominale ;

I_{1M} : l'intensité mesurée de la phase 1 (A1) ;

I_{1N} : l'intensité nominale de la phase 1 ;

I_{2M} : l'intensité mesurée de la phase 2 (A1) ;

I_{2N} : l'intensité nominale de la phase 2;

I_{3M} : l'intensité mesurée de la phase 3 (A1) ;

I_{3N} : l'intensité nominale de la phase 3.

IV.11 Simulation

IV.11.1 Emulation des données pour la simulation

Pour tester le fonctionnement de la plate-forme de diagnostic réalisé on va la tester (les données utilisées sont juste un exemple pour le test) pour différents changement des données captées à partir du système. Nous faisons l'application dans l'intervalle du temps 8 secondes ;, on provoque des déséquilibres après la cinquième seconde au niveau de la vitesse, la température et l'intensité du courant.

Variation de la vitesse

La figure IV.4 montre la courbe de la variation de la vitesse où l'on note une diminution de la vitesse après la cinquième seconde.

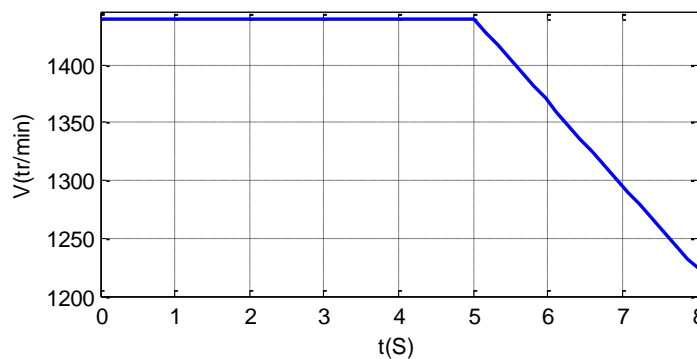


Figure IV.4 Variation de la vitesse

Pour $t \in [0-- 5]$ on a $VM= 1440$ tr/min

Pour $t \in]5-- 8]$ on a $VM= -72t + 1800$

Variation de la température

La figure IV.5 montre la courbe de la variation de la température où l'on note une augmentation de la température après la cinquième seconde.

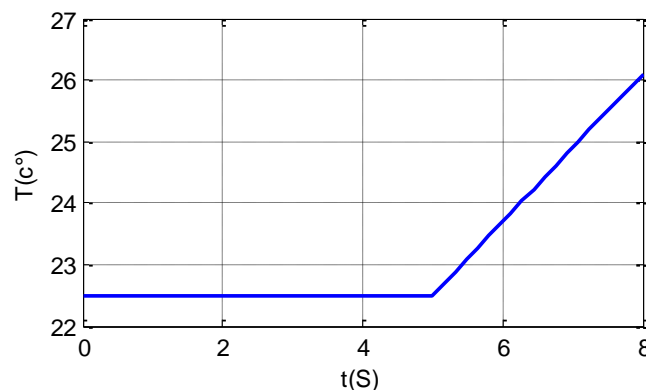


Figure IV.5 Variation de la température

Pour $t \in [0-- 5]$ on a $TM= 22.5$ C°

Pour $t \in]5-- 8]$ on a $TM= 1.2t + 16.5$

Variation du courant de la phase 1

La figure IV.6 montre la courbe de la variation de l'intensité I_1 où l'on note une augmentation de l'intensité après la cinquième seconde.

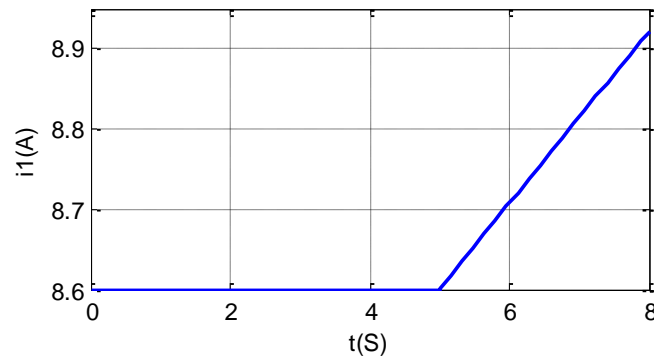


Figure IV.6 Variation de l'intensité I_1

Pour $t \in [0--5]$ on a $I_{1M} = 8.6$ A

Pour $t \in]5--8]$ on a $I_{1M} = 0.215t + 7.525$

Variation des courants des phases 2 et 3

Les figures IV.7 et IV.8 montrent la courbe de la variation des intensités I_2 et I_3 où l'on note une augmentation des courants des deux phases après la cinquième seconde. Après la cinquième seconde l'intensité 2 et 3 est soumise à l'équation suivante :

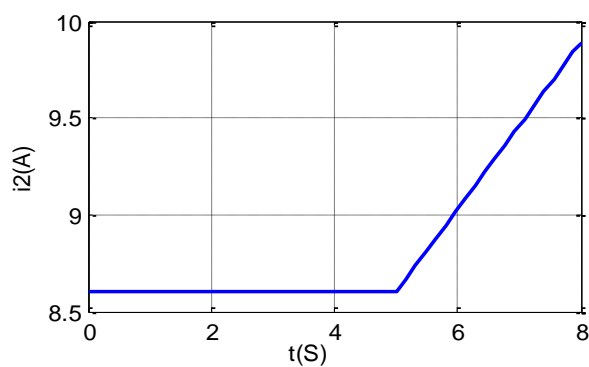


Figure IV.7 Variation de l'intensité I_2

Pour $t \in [0--5]$ on a $I_{2,3M} = 8.6$ A.

Pour $t \in]5--8]$ on a $I_{2,3M} = 0.43t + 6.45$

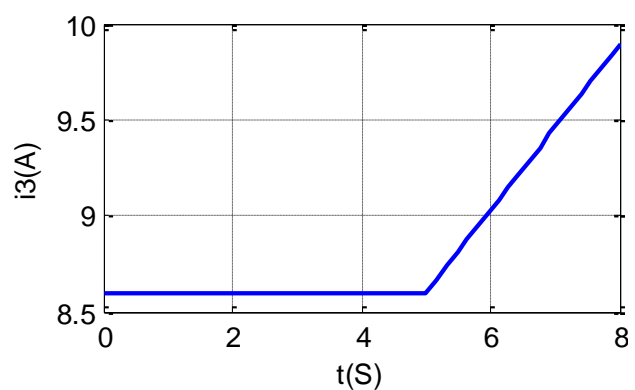


Figure IV.8 Variation de l'intensité I_3

IV.11.2 Résultat de la simulation

On appliquant les données émulées ci-dessus, correspondant aux grandeurs supposées mesurées respectivement vitesse – température et courant des trois phases, au système proposé nous avons obtenu les résultats suivants

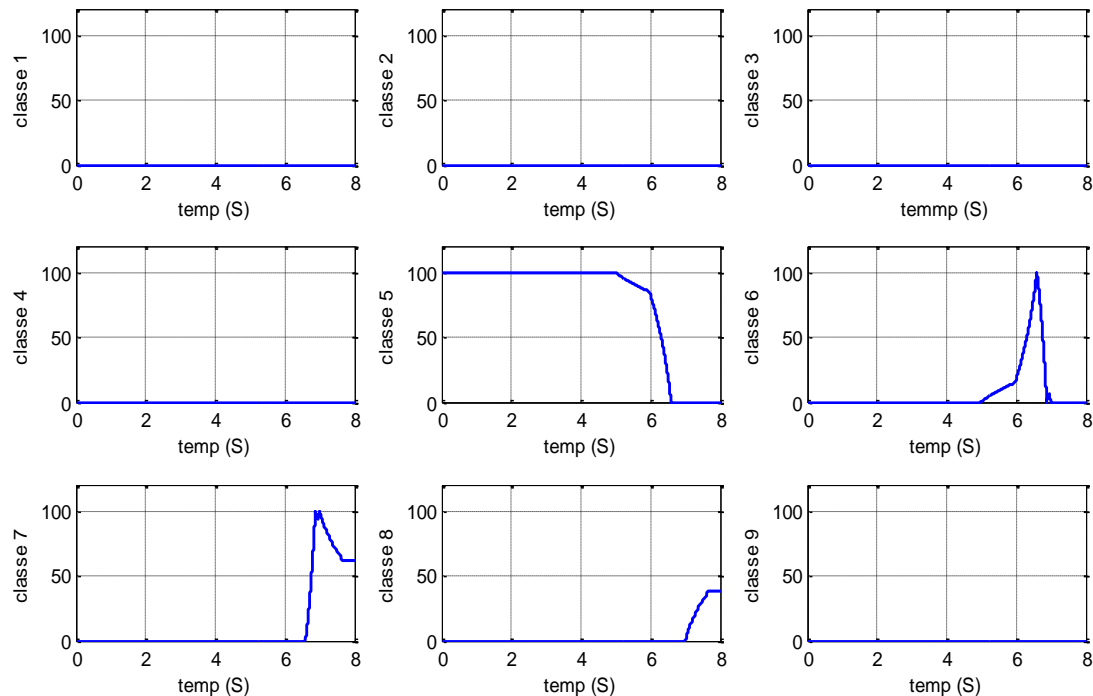


Figure IV.9 La probabilité de défaillance pour les neuf classes

IV.12 Commentaire

1-Pour $t \in [0--5]$

Dans cette période La vitesse, la température et les courants I_1 , I_2 et I_3 sont nominaux.

2-Pour $t \in [5--6.6]$

Dans cette période la vitesse diminue, la température augmente alors que les courants I_1 , I_2 et I_3 gardent leur valeur nominale.

3-Pour $t \in [6.6--7]$

Dans cet intervalle de temps, la vitesse continue à diminuer, la température ne cesse pas de croître pendant que les courants de phases montrent une variation positive.

4-Pour $t \in [7--8]$

Concernant ce dernier intervalle, on note une continuité de diminution de la vitesse alors que la température et les courants des trois phases maintiennent leurs variations croissantes.

IV.13 Procédure de calcul de l'appartenance à une classe

On veut tester l'efficacité de la prise de décision en cas d'évolution vers un mode de défaillance. Comme exemple nous choisissons deux moments dans le temps à effectuer ce test; le premier test sera à $t=7$ s et le deuxième est quand $t=8$ s.

Pour $t=7$ s

Dans ce cas, nous avons la vitesse $V_M = 1296$ tr/min, la température $T_M = 24.9^\circ\text{C}$, l'intensité $I_1 = 9.03\text{A}$ et les intensités $I_{2,3} = 9.46\text{A}$.

Donc nous pouvons constater que la vitesse a subi une diminution pendant que la température et les courants subissent une augmentation. Par conséquent, c'est la règle 11 qui est activée.

Nous avons

La vitesse = 1224 tr/min alors $\Delta V = -15\%$,

La température = 26.1°C alors $\Delta T = 16\%$,

L'intensité = 9.245A alors $\Delta I_1 = 7.5\%$,

L'intensité 2, 3 = 9.89A alors $\Delta I_{2,3} = 15\%$.

L'application des techniques de la logique floue nous donne le résultat suivant.

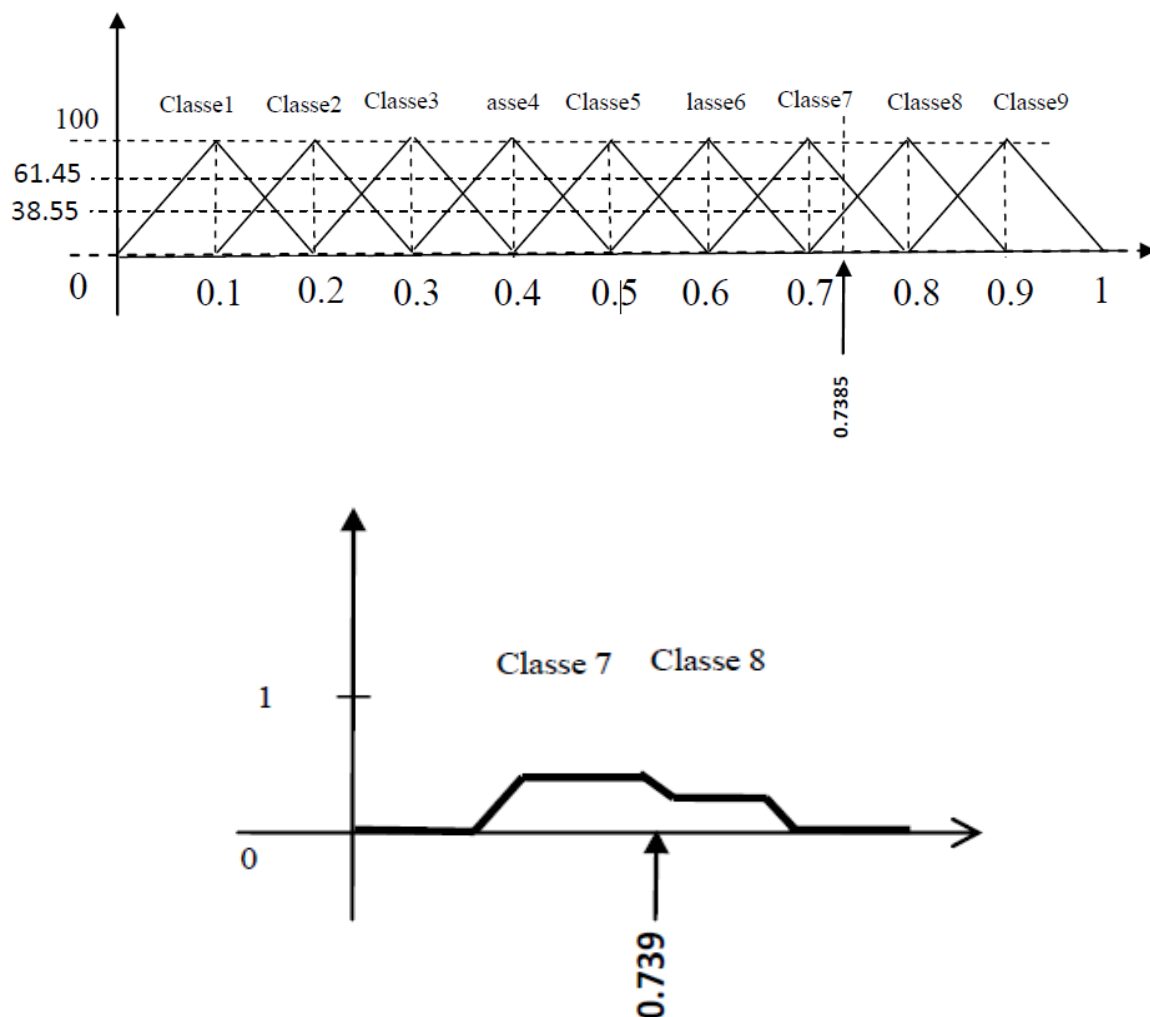


Fig. IV.10 Défuzzification dans le cas $t=8$ s

$$P(C7) = (-10 \cdot 0.7385 + 8) \cdot 100 = 61.45\%,$$

$$P(C8) = (10 \cdot 0.7 - 7) \cdot 100 = 38.55\%,$$

Donc

La probabilité qu'il y a une surcharge sur le moteur est = 61.45%

La probabilité qu'il y a un court circuit entre spire sur le moteur est = 38.55%.

Résultats de simulation du test sur la machine asynchrone

Dans ce deuxième test, on va appliquer des changements sur la machine utilisé dans notre travail, pour cela on va appliquer des pannes (donc sont connues initialement) et on va tester l'aptitude de la plate-forme de diagnostic à déterminer premièrement la panne et deuxièmement la classifier.

a) - Moteur sain:

Aucune panne n'est appliquée, les résultats de simulation sont donnés par la figure (IV.11).

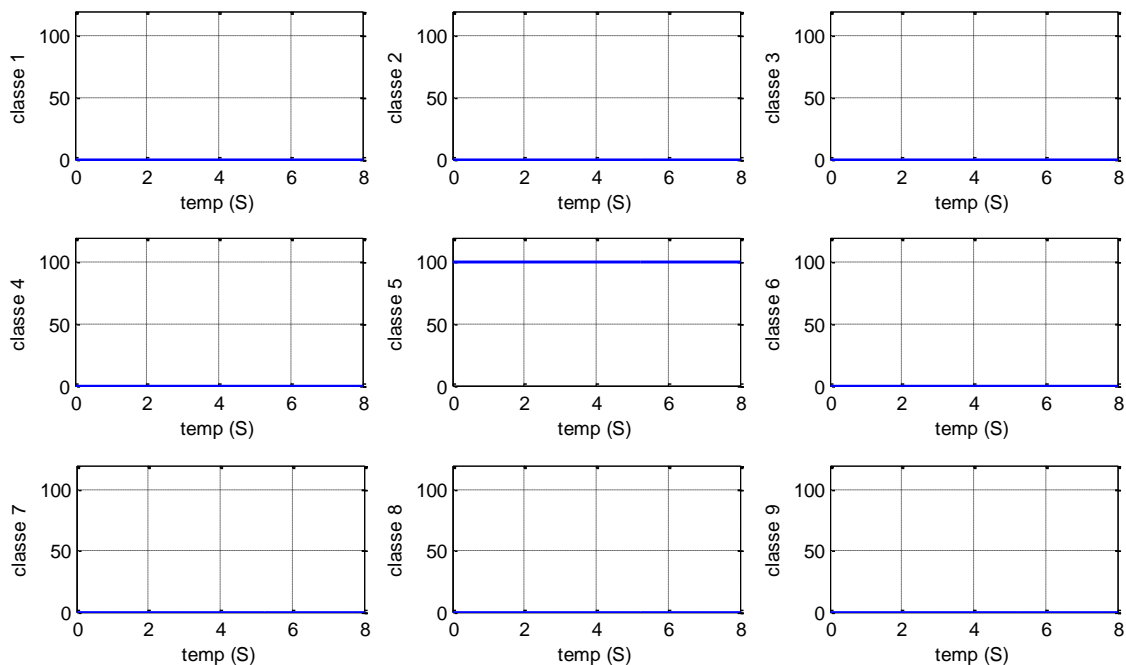


Fig. IV.11 La probabilité de défaillance pour les neuf classes

La figure IV.11 montre que le moteur fonctionne dans des conditions de la classe 5 (le fonctionnement du moteur est normal) par une probabilité de 100%.

b)- Ventilation incorrecte

On augmente la température de 22.5°C (supposée normale) à une température 28°C. Les résultats de simulation sont donnés par la figure (IV.12).

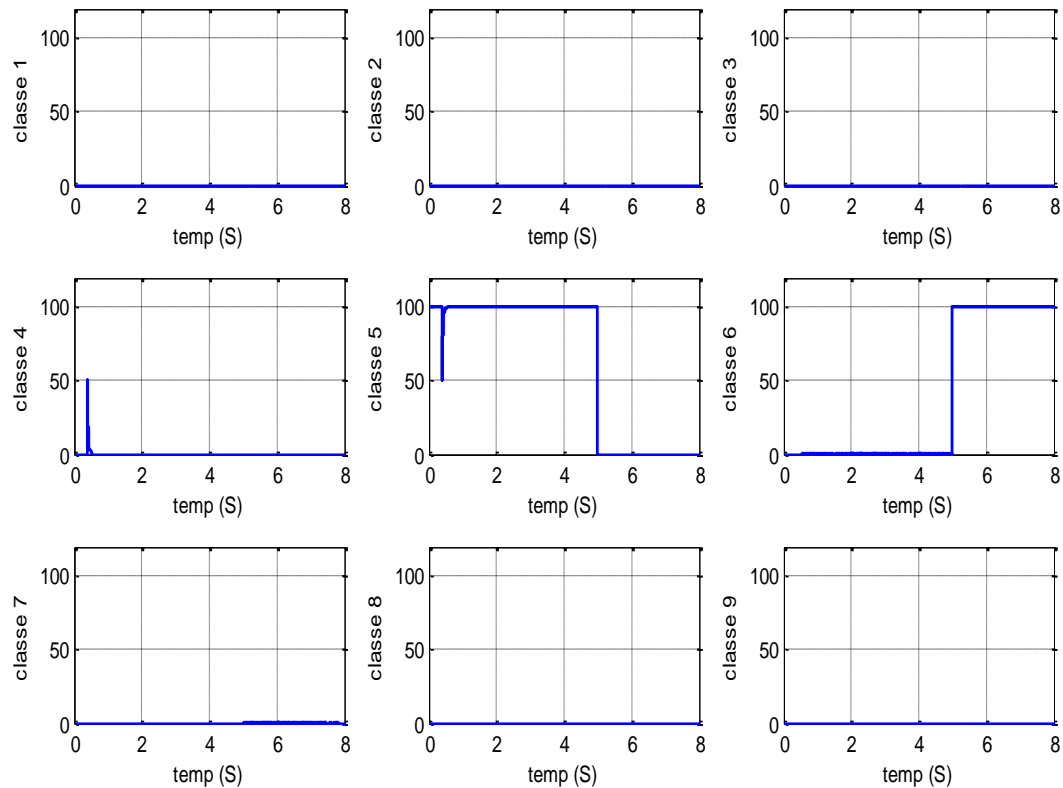


Fig. IV.12 La probabilité de défaillance pour les neufs classes

Commentaire**1- Pour $t \in [0-5]$:**

Dans cette période la vitesse, la température et les courants I1, I2 et I3 sont nominaux donc le moteur fonctionne dans des conditions de la classe 5 (le fonctionnement du moteur est normal) par une probabilité de 100 %.

2- Pour $t \in [5-8]$:

Dans cet intervalle de temps, la température augmente.

Dans l'instant $t=5s$ la probabilité de la classe 5 diminue de 100% à 0 % dans le même moment la probabilité de la classe 6 augmente de 0 % à 100 % Donc le moteur fonctionne anormale c.à.d. La panne est ventilation incorrecte.

c)- Panne de surcharge:

On applique à l'instant $t=5s$ une surcharge au moteur (3.68Nm à 5Nm). Les résultats de simulation sont donnés par la figure (IV.13).

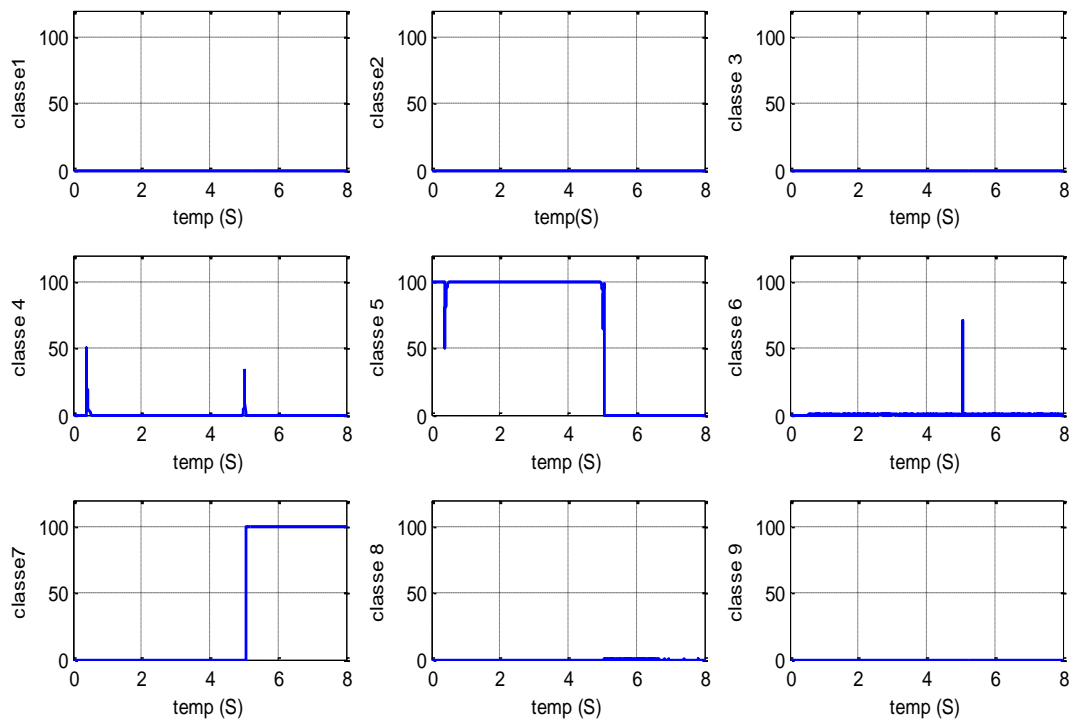


Fig. IV.13 La probabilité de défaillance pour les neuf classes

Commentaire**1- Pour $t \in [0-5]$:**

Dans cette période la vitesse, la température et les courants I_1 , I_2 et I_3 sont nominaux donc le moteur fonctionne dans des conditions de la classe 5 (le fonctionnement du moteur est normal) par une probabilité de 100 %.

2- Pour $t \in [5-8]$:

Dans cet intervalle de temps, l'intensité et la température sont élevées et la vitesse est réduite.

Dans l'instant $t=5s$ la probabilité de la classe 5 diminue de 100% à 0 % dans le même moment la probabilité de la classe 7 augmente de 0 % à 100 % donc le moteur fonctionne anormale c.à.d. il ya un surcharge (détection de la panne surcharge à un pourcentage de 100%).

d) - Court-circuit entre spire de 5%

On applique à l'instant $t=5s$ un court-circuit de 5% entre spire de la phase B du stator. Les résultats de simulation sont donnés par la figure (IV.14).

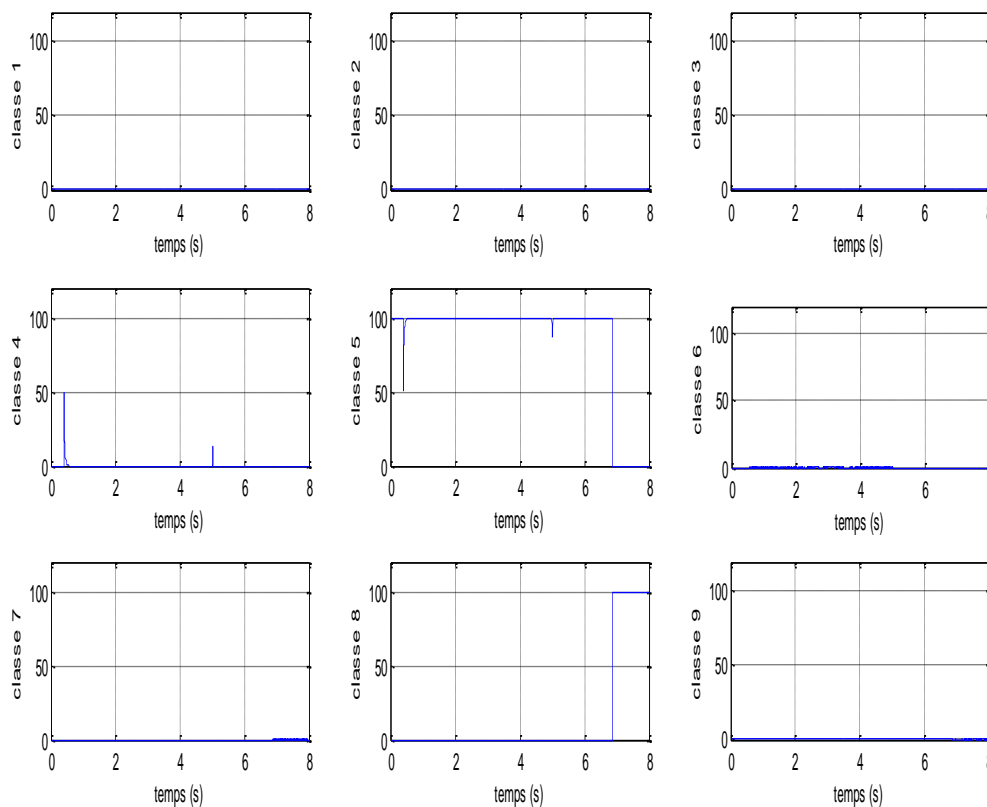


Fig. IV.14 La probabilité de défaillance pour les neuf classes

Commentaire :**1- Pour $t \in [0-5]$:**

Dans cette période la vitesse, la température et les courants I_1 , I_2 et I_3 sont nominaux donc le moteur fonctionne dans des conditions de la classe 5 (le fonctionnement du moteur est normal) par une probabilité de 100 %.

2- Pour $t \in [5-8]$:

Dans cet intervalle de temps, l'intensité et la température sont exagérées et la vitesse est réduite.

A partir de l'instant $t=6.8s$ la probabilité de la classe 5 diminue de 100% à 0 % , dans le même moment la probabilité de la classe 8 augmente de 0 % à 100 % donc le moteur fonctionne anormale c.à.d. il ya un court-circuit entre spire avec un pourcentage de 100%.

IV.14 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé un système de diagnostic des défaillances pour la localisation de l'origine du défaut des moteurs asynchrones triphasés, en adoptant la reproduction comportementale en solution, les techniques de la logique floue s'apprêteront bien pour jouer le rôle de détecteur de défaut une fois reliées aux capteurs dont la vocation est de suivre chaque pas dans l'évolution d'état réel du procédé.