

Chapitre 4

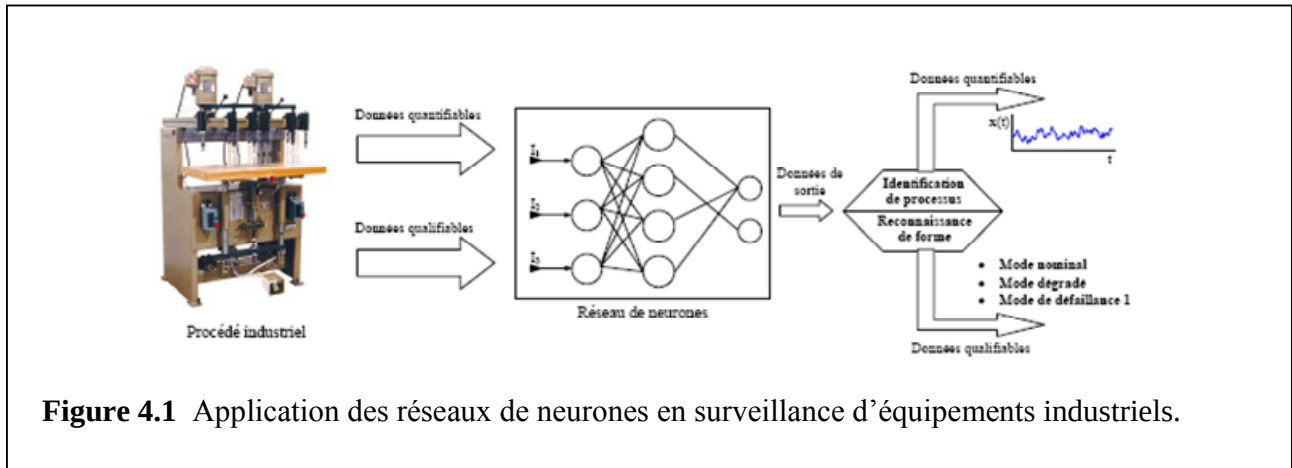
Elaboration du module de détection et de localisation à base des réseaux de neurones

1. INTRODUCTION :

Les techniques de surveillance par réseaux de neurones sont fondées sur l'existence d'une base de données d'apprentissage et non sur l'existence d'un modèle formel ou fonctionnel de l'équipement. Le principe d'une telle application est de trouver une relation entre une (des) variable(s) d'entrée et une (des) variable(s) de sortie. Les variables d'entrée peuvent être quantifiables (sorties capteurs) ou qualifiables (observations faites par l'opérateur). A partir de ces variables d'entrée, le réseau de neurones donne une réponse caractérisée par deux types de variables de sortie. Des variables de sortie réelles qui peuvent représenter une sortie estimée d'un paramètre de surveillance ou des variables de sortie catégorielles qui représentent l'état de fonctionnement de l'équipement. Selon la nature de ces données en sortie, il existe deux types d'applications. Le premier type est une application *d'approximation de fonctions*, qui consiste à estimer une sortie mesurée de l'équipement.

Dans ce cas, les réseaux de neurones sont utilisés en tant qu'approximateur universel et fournissent un modèle sous la forme d'une boîte noire du système. Ceci n'est autre que de l'identification des processus industriels. Comme pour les méthodes à base de modèle, la comparaison de la sortie du réseau de neurones avec celle du Système réel donne un résidu qui servira à déterminer si le système est dans un état défaillant ou pas. Le deuxième type d'application considère le problème de la surveillance comme un problème de reconnaissance des formes. La forme à reconnaître est caractérisée par l'ensemble des données (quantifiables et – ou – qualifiables) et les classes d'appartenance représentant les différents modes (de fonctionnement ou de dysfonctionnement). Le réseau de neurones doit nous fournir une réponse qui nous renseigne sur l'état de fonctionnement de l'équipement. Il assure la fonction de *détection* (fonctionnement normal ou pas) et la fonction de *diagnostic* (reconnaître un mode de

défaillance). La figure ci-dessous illustre les deux types d'applications des réseaux de neurones en surveillance :



Automatiser la détection des défaillances des systèmes électromécaniques permet de s'affranchir des faiblesses des opérateurs humains sujets à la fatigue, à l'oubli, et à la pression d'un environnement parfois hostile.

C'est typiquement un problème de reconnaissance des formes qui se divise en deux grandes phases :

- Premièrement une phase de traitement de signal durant laquelle il faut prétraiter le signal reçu, puis en extraire les informations nécessaires afin d'obtenir un signal directement représentatif du comportement du système électromécanique pour tous les cas étudiés dans le chapitre précédent (régimes de fonctionnements normaux et anormaux) ;
- Deuxièmement, une phase de classification (détection) sur les données fournies par la phase précédente pour identifier le type et la cause du défaut.

A cet effet, ce chapitre est consacré à l'élaboration du système automatique du diagnostic des défaillances de la MADS; en construisant le bloc de RNA qui est la partie principale du sous-système d'interprétation de l'information et par la suite les sorties de ce bloc seront testées par le système d'aide à décision, qui va délivrer un protocole de maintenance sur lequel on trouvera le

type et les causes du défaut, le lieu de son apparition (localisation) et les remèdes possibles pour l'éliminer (ou l'isoler).

2. Description de l'architecteur existante automatique du système des défauts

L'architecture interne du système automatique de diagnostic des défaillances, se compose de deux sous systèmes (voir figure 4.2):

- Un sous-système d'acquisition, de conversion et de traitement de l'information (SACI) ;
- Un sous-système d'interprétation de l'information [2].

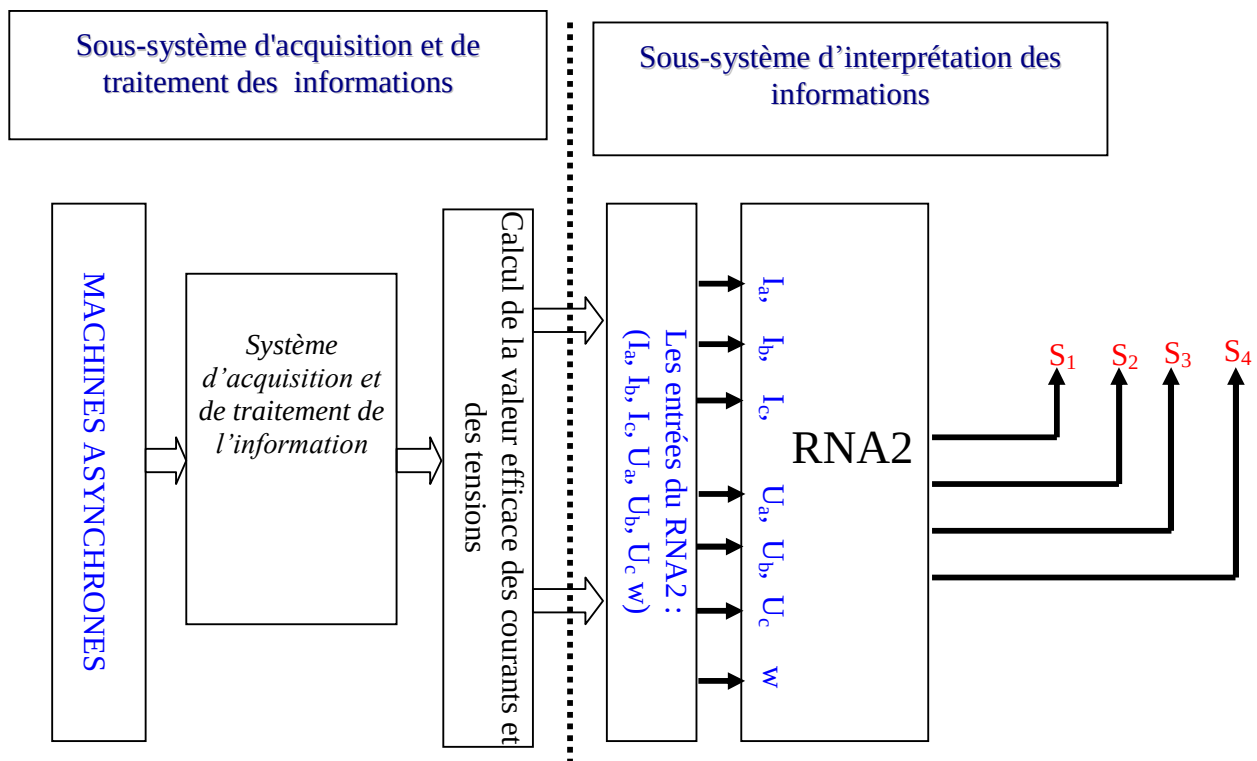


Figure 4.2. Structure du deuxième réseau à étudier (les valeurs indicatrices sont les valeurs efficaces)

On peut dresser rapidement le bilan du paragraphe précédent en analysant la combinaison des différents éléments dans un développement logiciel. On va bien sûr trouver dans toute réalisation:

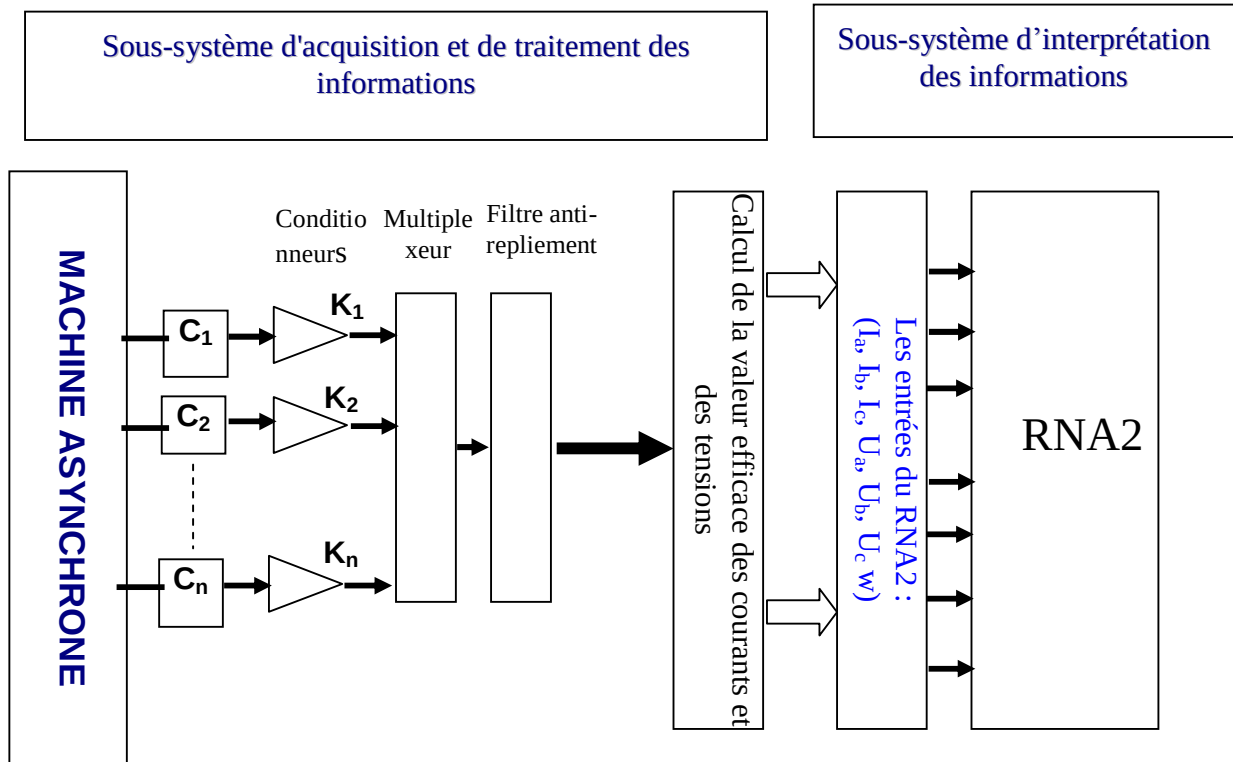


Figure .4.3. Les principaux éléments Sous-système d'acquisition, de conversion et de traitement de l'information (SACI)

Le sous-système SACI comporte :

- Une chaîne de capteurs $C_1, C_2, C_3, \dots, C_n$.
- Des conditionneurs de signaux $k_1, k_2, \dots, k_n$.
- Un multiplexeur.
- Un filtre anti-repliement (FAR).
- Un convertisseur analogique (CAN) et un module de traitement de l'information réalisé à base d'un logiciel spectrale.

a. Les capteurs :

Le contrôle de l'état technique des machines asynchrones est effectué par les capteurs et pour cela, on mesure les grandeurs électriques (tension, courant,...) et les grandeurs mécaniques (vitesse, couple,...)

Ces grandeurs sont représentées sous la forme des signaux d'informations [2].

b. Les conditionneurs :

Pour faire les choix des signaux d'entrée et de sortie on place des conditionneurs de signaux $k_1, k_2, \dots, k_n$

c. la conversion et le multiplexage :

L'agencement d'un système de mesure autour d'un ordinateur dépend largement des interfaces dont celui-ci est doté au départ.

L'utilisation d'un ordinateur, machine logique par excellence, requiert toujours, une conversion préalable de tous les signaux analogiques à traiter en signaux digitaux (conversion A/N) [2]. Réciproquement, les résultats fournis sont souvent reconvertis en signaux analogiques (conversion N/A), lorsqu'il s'agit par exemple de contrôler un processus. D'autre part, l'ordinateur ne traitant en principe qu'un signal à la fois, il est nécessaire de lui accorder successivement, selon une séquence définie et généralement en haute vitesse tous les canaux de mesure. C'est la fonction multiplexeur du (MUX), de même tous les résultats obtenus séquentiellement par l'ordinateur sur le même canal de sortie doivent être dirigés vers les utilisateurs respectifs par un démultiplexeur (DEMUX).

Les performances générales des systèmes de mesure dépendent très largement des caractéristiques des convertisseurs A/N et D/A ainsi que des multiplexeurs [2].

d. Le filtre anti-repliement :

Aucun signal physique ne possède une limite en fréquence. On s'en approche autant que possible en limitant l'amplitude des composants indésirables de fréquences supérieures à $f/2$ en plaçant, en amont du convertisseur analogique - numérique, un filtre passe bas appelé dans ce cas filtre anti-repliement [2].

e. calcul de la valeur efficace:

-La valeur efficace d'une grandeur est la racine carrée de la somme des carrés du terme constant et des valeurs efficace des divers termes sinusoïdaux du développement en série :

$$X = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T x^2 dt} = \sqrt{X_0^2 + \frac{1}{2} X_{1m}^2 + \frac{1}{2} X_{2m}^2 + \dots + \frac{1}{2} X_{nm}^2 + \dots}$$

$$X = \sqrt{X_0^2 + X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2 + \dots}$$

Dans notre cas on a fait la somme de vingt valeurs.

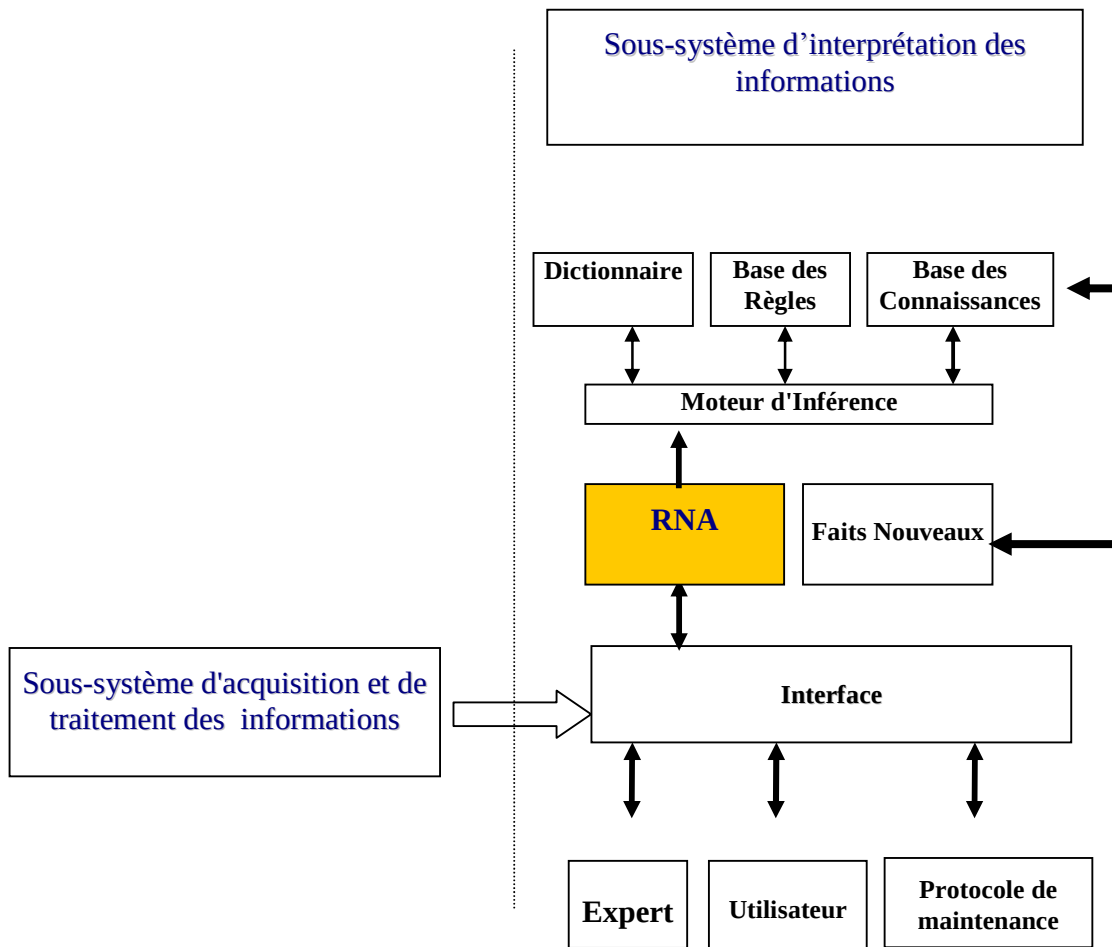


Figure .4.4. Les principaux éléments du Sous-système d'interprétation de l'information

Le sous-système d'interprétation de l'information est composé de :

- Un modèle de traitement qui sert à la détection du défaut qui est défini par le système de réseau de neurones.
- Un système d'aide à la décision.

2.1. Système d'aide à la décision

Les principaux éléments du système d'aide à la décision sont les suivants :

a. La base de connaissances (BC) :

Une base de connaissances pour l'explication, chargée de répondre à des questions de l'utilisateur de type « pourquoi », et fondée en général sur des connaissances théoriques plus fondamentales que celles utilisées pour la résolution ; la base de connaissances, peut être imaginée comme étant

pour le RNA, ce que constitue la base de données sur le système de gestion des bases de données (SGBD). Cependant, une grande différence peut être remarquée : alors qu'une base de données ne contient que des données passives, la base de connaissances, quant à elle, contient à la fois des données passives (les faits) et des données actives (les règles)

Ces dernières établissent des relations parmi les faits et déterminent comment les manipuler. L'ensemble des faits et des règles constituent la connaissance dont on dispose sur un sujet donné [3][4].

En général, les faits sont sous formes des simples énoncés tels que "l'action est un actif" alors que les règles sont de types : (Si "condition(s)" alors "conclusion(s)"). Les faits sont en réalité des règles dégénérées, c'est à dire qu'ils ne sont soumis à aucune condition. L'ensemble des conditions d'une règle s'appelle la prémisse d'une règle. Lorsque la prémisse d'une règle est vérifiée, on dit que la règle est applicable ou encore activable [3].

b. La base de faits (BF) :

La base de faits contient à tout moment, à travers le RNA, ce que le réseau a appris sur le problème étudié.

c. Le moteur d'inférence :

Le moteur d'inférence, quant à lui, est le programme qui exploite la connaissance. Pour ce faire, il nécessite la définition d'une stratégie de contrôle. Il scrute à travers la base de connaissance et détermine comment les faits et règles doivent être gérés. Il comprend des mécanismes de raisonnement et résout les problèmes en exploitant la base de connaissances en fonction de la situation courante fournie par la base de faits [3].

a. L'interface :

Outre ces composants de base, on retrouve différents éléments essentiels (interfaces) dont le rôle est d'échanger les informations, d'une part entre le premier sous-système et, d'autre part entre le RNA et l'utilisateur en vue de lire les informations délivrées par le RNA et d'introduire des données dans la base de connaissance.

2.2. Les fonctions du sous-système d'interprétation de l'information :

Le RNA doit accomplir les fonctions essentielles suivantes :

- Le suivi du fonctionnement du mécanisme en temps réel ;
- L'identification des dysfonctionnements et des pannes ;
- L'établissement d'un diagnostic approfondi ;

- L'élaboration des rapports d'intervention.

3. ELABORTION DU MODULE D'INTERPRETATION DES INFORMATIONS:

En réalité avant l'implantation du bloc de RNA dans le sous-système d'interprétation des informations, En effet, plusieurs études paramétriques ont été effectuées pour ce réseaux de neurone pour optique de choisir le réseau le plus convenable et le plus performant pour la mise en œuvre du système de diagnostic des défaillances ; il y avait en total quatre études principales :

- choix des variables d'entrées ;
- Acquisition des données (base d'apprentissage) ;
- Construction du bloc RNA ;
- Test des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples.

3.1. Choix des variables d'entrées de RNA (les paramètres représentatifs des défauts) :

Pour le RNA, nous utilisons les valeurs efficaces des variables ($I_a, I_b, I_c, V_a, V_b, V_c$ et w), et après la phase de test.

3.2. Acquisition des données (base d'apprentissage) :

Avant la construction du système du bloc RNA pour la détection des défaillances des systèmes électromécaniques (identification des signaux acquis à partir du (SACI). On doit tout d'abord accéder à la phase d'acquisition des données (base d'apprentissage) à partir de laquelle le RNA pourra apprendre. Celle-ci peut toujours se mettre sous forme de fichier ou de tableau (matrice). Ce dernier est constitué de classes de signatures (vecteurs), ou chacune des classes représente un type de fonctionnement, et chaque signature (vecteur) est représentée par des valeurs efficaces.

Pour construire un modèle non paramétrique (RNA) décrivant le comportement du système électromécanique (fonctionnements normaux et anormaux) on doit construire une base de données très riches, qui possèdent beaucoup d'informations sur les défauts régimes de fonctionnement et en différentes formes (l'information sur un défaut doit être extrais d'une façon redondante). Pour réaliser cette dernière on à procéder comme suit :

- chacun des défauts a été simulé en régime normal (à vide).
- En régime en charge avec différente perturbations (0%, 50%, 75%, et 100% de la charge nominale) pour les deux défauts coupure et déséquilibre de tension d'alimentation.

- Dans la deuxième base des données nous prenant les valeurs efficaces à l'instant (2.00) (en cas de défaut).

3.3. Construction de la base d'apprentissage du RNA (Valeurs efficace):

La base d'apprentissage du RNA est se mis sous forme de fichier ou de tableau (matrice). Ce dernier est représenté par des classes de vecteurs, ou chacune des classes représente un type de fonctionnement, et chaque vecteur est représenté par les valeurs efficaces. Dans notre cas il y a 52 vecteurs qui représentent 13 paramètres représentent 4 vecteurs pour les différentes perturbations (0%,50%,75%et100%de la charge nominale) ; Ces derniers représentent la couche d'entrée du RNA

En fait, pour passer à l'étape de classification nous disposons pour chacun des paramètres, 13 types de fonctionnement y compris le fonctionnement normal (voir le tableau IV.1).

Tableau 4.1.Classification des types de défauts

Catégorie	Type de défaut	Symbole	Code			
1	Etat sain	ES	0	0	0	0
2	Coupure monophasée	CM	0	1	1	0
3	Coupure biphasée	CB	0	1	0	0
4	Coupure triphasée	CT	1	1	0	0
5	Coupure de quatre phases	CQ	0	0	1	0
6	Coupure de cinq phases	CC	1	0	1	0
7	Coupure de six phases	CS	1	0	0	0
8	Déséquilibre monophasé	DM	1	0	0	1
9	Déséquilibre biphasé	DB	0	0	1	1
10	Déséquilibre triphasé	DT	0	1	1	1
11	Déséquilibre de quatre phases	DQ	1	1	1	0
12	Déséquilibre de cinq phases	DC	1	0	1	1
13	Déséquilibre de six phases	DS	1	1	0	1

3.4. Construction du bloc de RNA

Les réseaux de neurones que nous avons simulés sont tous des réseaux multicouches qui utilisent l'algorithme de rétro propagation pour leurs apprentissages

Pour l'implémentation du bloc RNA dans le système automatique de diagnostic, on se propose d'étudier deux réseaux, pour qu'après la phase de test et la comparaison entre les deux réseaux, on puisse choisir parmi eux celui qui est le plus convenable et le plus performant pour accomplir la tâche du diagnostic.

Les étapes de construction et de validation des réseaux de neurones sont réparties en trois phases :

a. Choix des entrées des réseaux :

Pour le premier réseau : Les variables sélectionnées (le courant statorique (I_{ds}) et la vitesse (w)) vont permettre d'identifier les entrées de ce réseau ; ce dernier à étudier possède 20 entrées sur la couche d'entrée qui sont les valeurs échantillonnées du courant statorique et de la vitesse (voir la figure IV.2);

Le deuxième réseau : ses entrées sont les valeurs efficaces ($I_a, I_b, I_c, V_a, V_b, V_c$ et w) ce que signifie que le nombre d'entrée de ce réseau est égale à 13 (voir la figure.4.5).

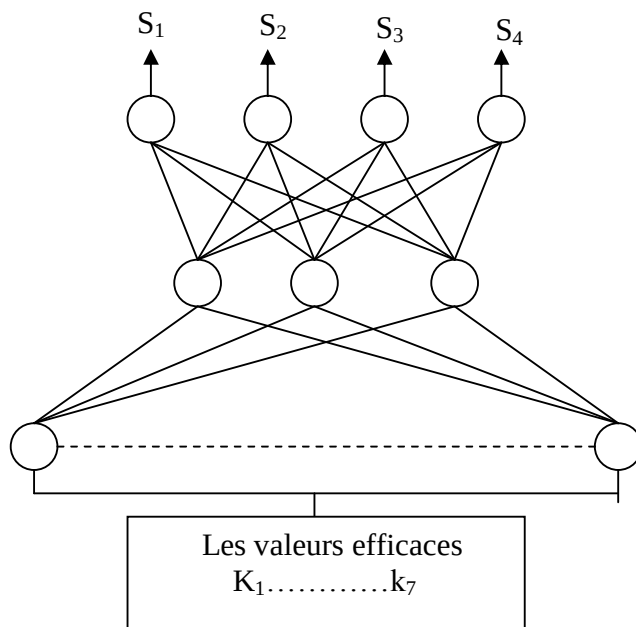


Figure 4.5. Structure du deuxième réseau à étudier

Valeurs efficaces

b. Choix des sorties des réseaux :

Nous avons décidé d'associer une classe à chaque neurone, c'est-à-dire chaque neurone de sortie doit représenter un défaut ; qui est représenté sous différentes formes (vecteurs) ; d'une façon plus claire nous avons associé à chaque classe un code (voir figure IV.6).

Lors de la détection d'un défaut, le réseau doit indiquer un nombre binaire quelconque (par exemple 0110) à sa sortie qui correspond à ce défaut (défaut de coupure monophasée). C'est-à-dire chaque sortie du réseau doit avoir un seul chiffre soit 1 ou 0.

Les défauts sont représentés sur le tableau 1 ; avec leurs symboles et leurs codes associés.

Le nombre de sortie pour chaque réseau est égale à 4 [5].

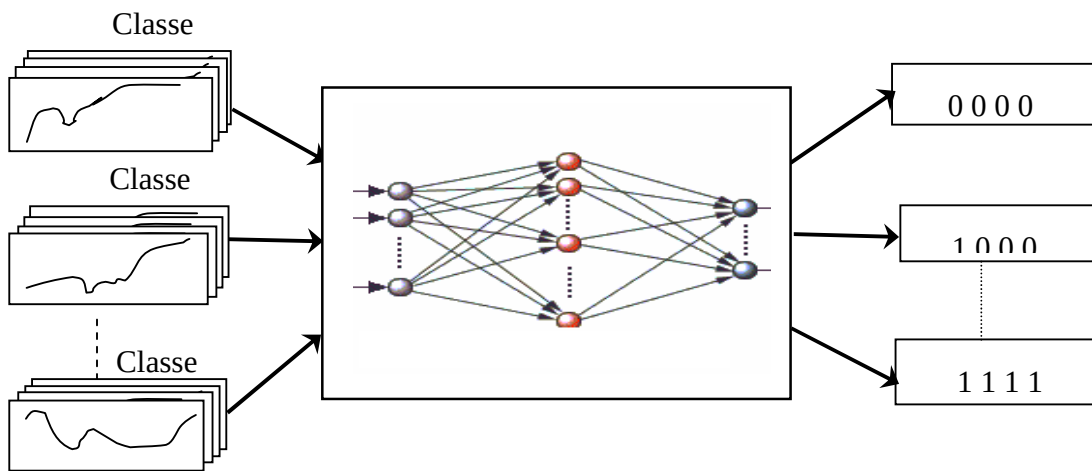


Figure 4.6 classification des signaux des défaillances

d. Résultats d'essais des réseaux sélectionnés :

Tableau IV.2. Différents essais d'apprentissage de RNA

Nombres de neurones	Couche D'entrée	Couche Cachée	Couche de Sortie	Erreur quadratique Moyenne
RNA	30	5-7	4	1.73298e-016

On peut décrire cette étape pour le RNA de la manière suivante :

On a effectué un apprentissage automatique à l'aide du logiciel MATLAB jusqu'à où on obtenu une erreur quadratique la plus petite (voir figures IV.2) Pour le réseau on a obtenu la plus petite erreur après 609 itérations, en fixes le nombre des neurones à partir des poids et des biais

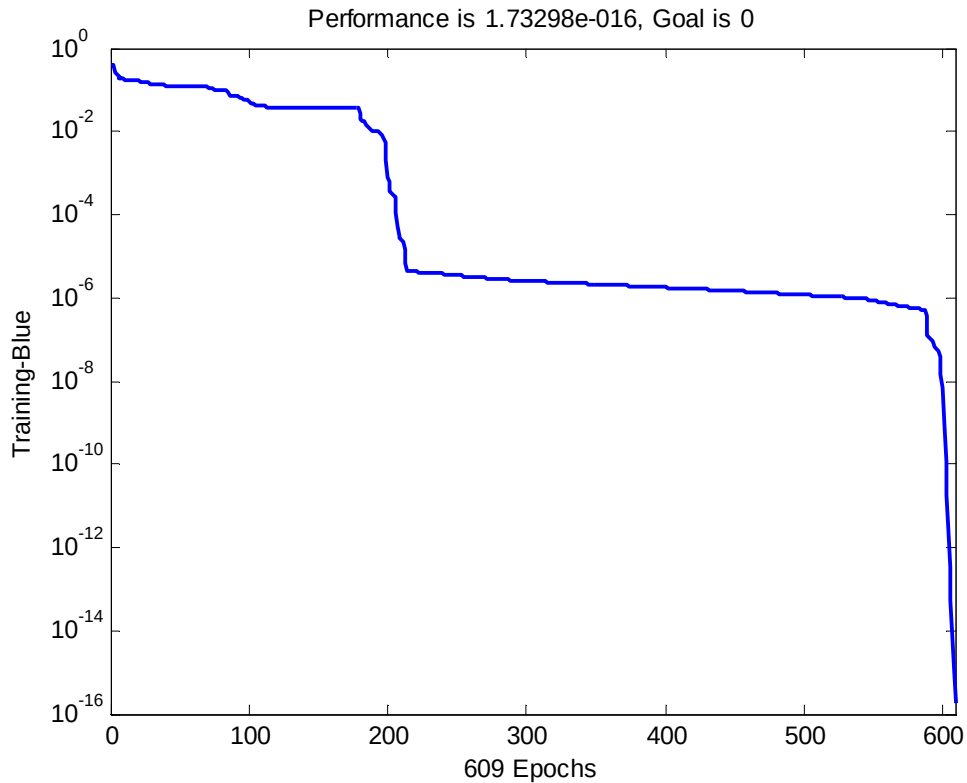


Figure 4.7. Evolution de l'erreur quadratique moyenne du RNA

3.5. Tests de RNA sur le nouvel exemple :

Une fois que le RNA construit et que sent apprentissage a atteint des performances satisfaisantes, En fait, cet exemple appartiennent à deux bases de données, la première étant la base d'apprentissage et la deuxième étant la base de tests sur laquelle on procède aux testes de la capacité du réseaux à reconnaître des exemples non appris.

Cette dernière opération permet d'estimer la capacité de généralisation du réseau.

Il est évident que le test de réseaux de neurone sur les exemples appris ou qui appartenait à la base d'apprentissage du réseau ont donné de meilleurs résultats, car tous les types de fonctionnement (les défauts et le fonctionnement normale) ont été identifiés exactement par le

réseaux ; cela peut être expliqué par les résultats obtenus dans la phase d'apprentissage de réseaux (dont les valeurs des erreurs quadratiques moyennes sont proches de zéro).

En ce qui concerne le test, le réseau sur les exemples qui n'ont pas été appris dans la phase d'apprentissage (nouveaux exemples) leurs résultats est présenté dans le tableau ci-dessous.

Tableau 4.3. Résultats de simulation (test) du premier RNA (Déséquilibre monophasé pour différentes perturbations)

Sortie Du RNA	CHARGE NOMINALE EN %					
	90%	80%	60%	40%	20%	10%
1	1	1	0	1	0	0
2	1	1	0	0	1	1
3	0	1	1	0	1	1
4	1	0	1	1	1	1

D'après les résultats obtenus dans la phase du test, on constate que les sorties des deux réseaux suivent conformément les sorties désirées préétablies auparavant.

D'un autre côté, on peut présenter les sorties du RNA d'une autre manière: on présente les sorties du RNA graphiquement en temps réel (voir dans l'annexe le schéma de neurones artificiels réalisé par le logiciel MATLAB (SIMULINK)).

Les résultats des sorties du deuxième RNA sont présentés dans les figures suivantes.(Figure 4.8 , 4.9).

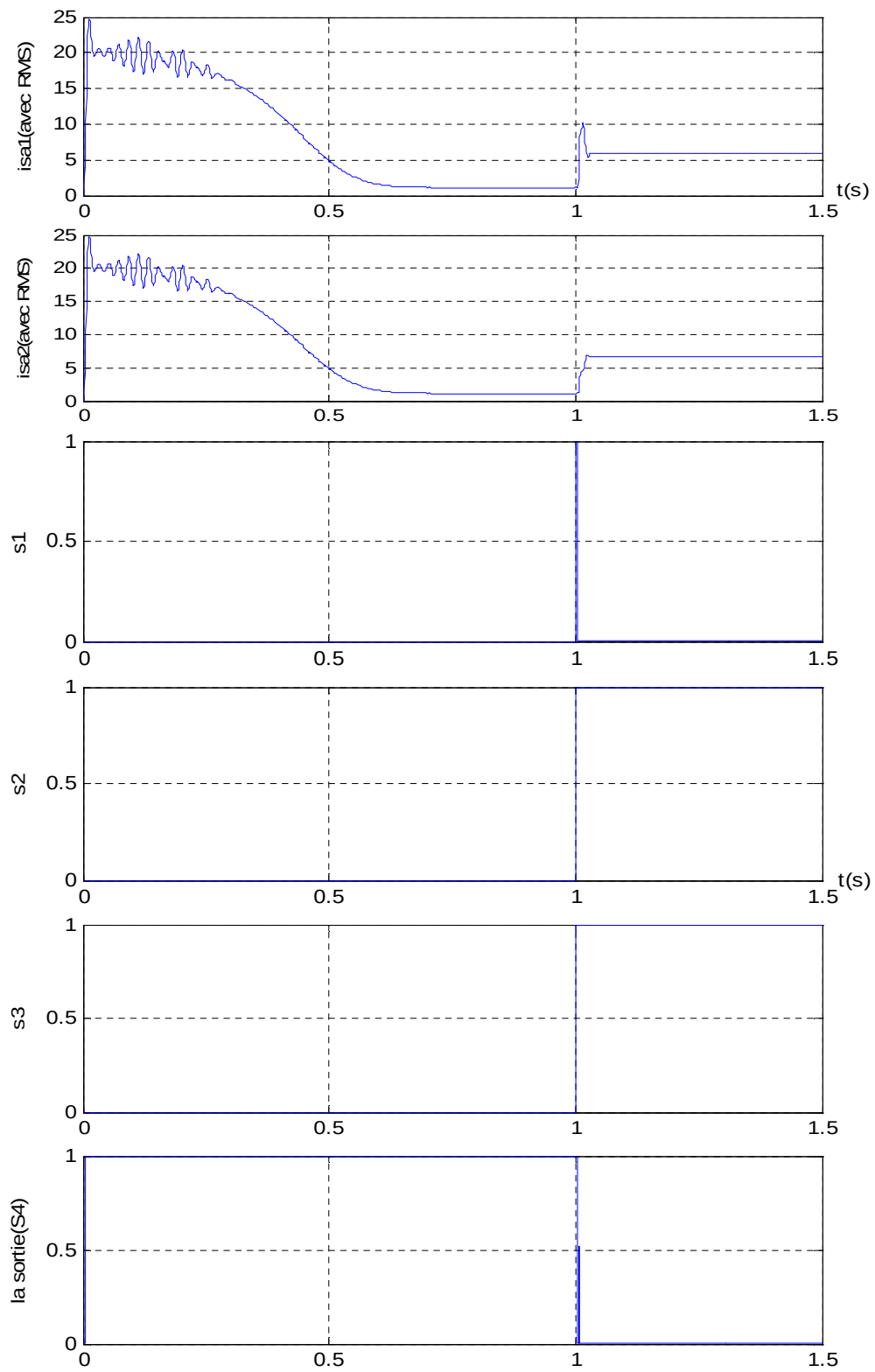


Figure 4.8. Test des sorties du RNA en présence de défaut (coupure monophasé)

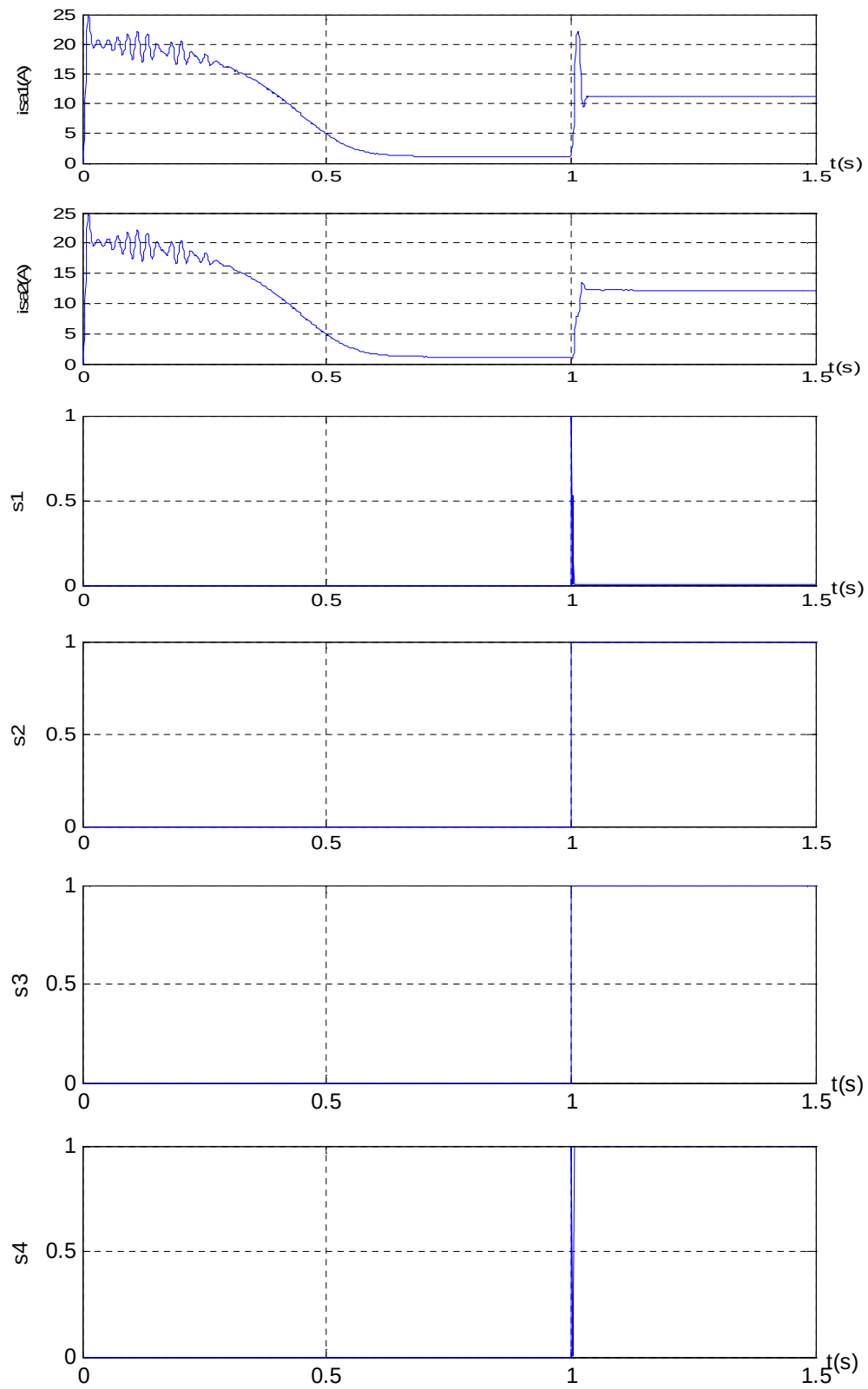


Figure 4.9. Test des sorties du RNA en présence de défaut (déséquilibre triphasé).

4. Interprétation des résultats :

A partir de la présentation en ligne des sorties de RNA, on peut interpréter que les graphes changent leurs caractéristiques à l'instant de l'application du défaut. Dans notre cas le défaut est créé à l'instant $t=1s$.

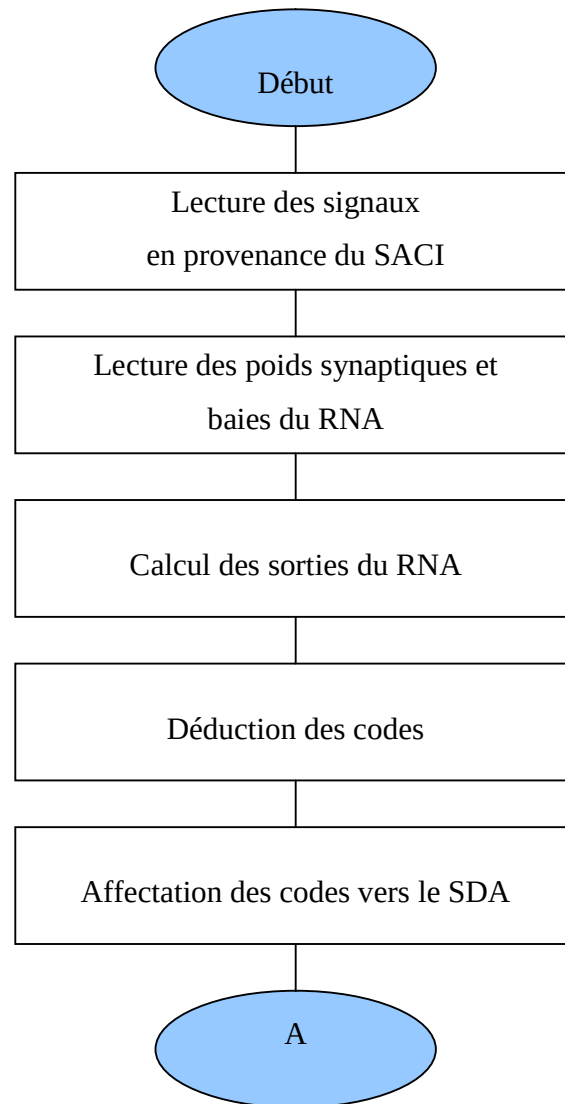
Dans cet instant les sorties : S_1, S_2, S_3, S_4 , indiquent respectivement les valeurs : 0, 1, 0, 0, donc le défaut équivalent est : déséquilibre monophasé.

Les autres défauts appliqués, ont donnés les mêmes valeurs que les valeurs désirées. (Codes des défauts déséquilibres biphasé de la tension et coupure triphasée).

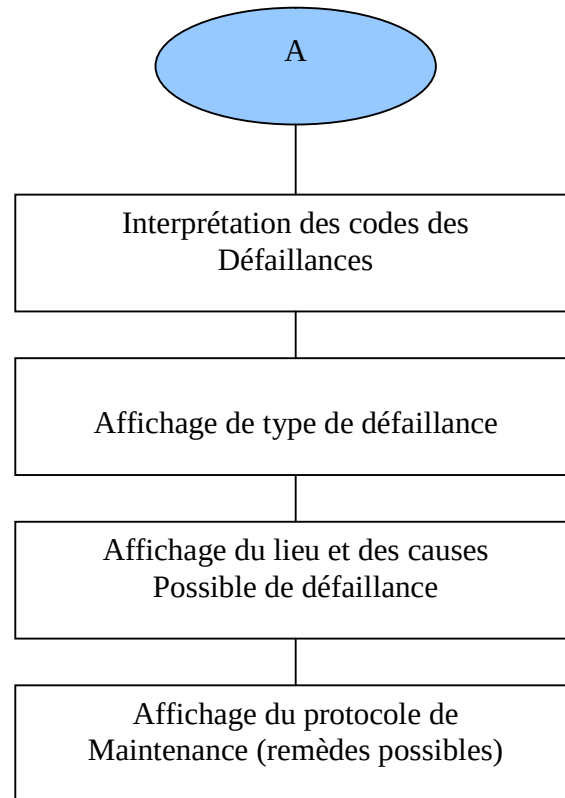
5. Localisation des défaillances :

Lorsque le système de détection (RNA) détecte un défaut, vient l'étape de la localisation de ce défaut, en donnant son type, sa cause, son endroit d'apparition et si possible les remèdes pour l'éliminer. Toutes ces étapes sont effectuées par le système d'aide à la décision qui interprète les codes donnés par la sortie du réseau de neurones .

Avant que ces codes soient interprétés, on doit tout d'abord arrondir les sorties du RNA aux valeurs zéro et un pour faciliter la tâche d'interprétation au système d'aide à la décision. Par conséquent, la méthodologie retenue dans cette phase est la suivante : lorsque le système de diagnostic reçoit à son entrée un exemple (valeurs échantillonnées des deux variables), le réseau de neurones classifie cette exemple, en donnant sa sortie correspondante, puis cette dernière est interprétée comme une donnée représentant un fonctionnement normale, si toutes les sorties du réseau sont plus petites que 0.5 (c'est-à-dire plus proche de zéro) ; et un défaut est apporté à 1 si l'une des sortie est plus grande que 0.5. Cette phase est appelée déduction des codes [4][7]. Les étapes de déduction et de localisation sont illustrées par les organigrammes suivantes :

5.1. Détection de défaillance et détermination de son code :

5.2. Localisation de défaillance par le système d'aide à la décision :



Après que le système d'aide à la décision interprète le code délivré par le bloc RNA, le type de défaut, son endroit d'apparition, ses cause possible, et les remèdes correspondant, doivent être représentés (affichés sur un écran) pour que l'opérateur puisse intervenir le plutôt possible, pour éliminer ce défaut, en utilisant les remèdes proposés par ce système. En effet, nous présentons dans la figure ci-dessous un exemple de sortie d'un système d'aide à la décision qui affiche sur l'écran toutes les informations (type, lieu, cause,...etc.). Concernant un type de défaut qui vient d'être détecté par le réseau de neurone et interprété par le système d'aide à la décision est donnée par le protocole de maintenance présenté ci-dessous :

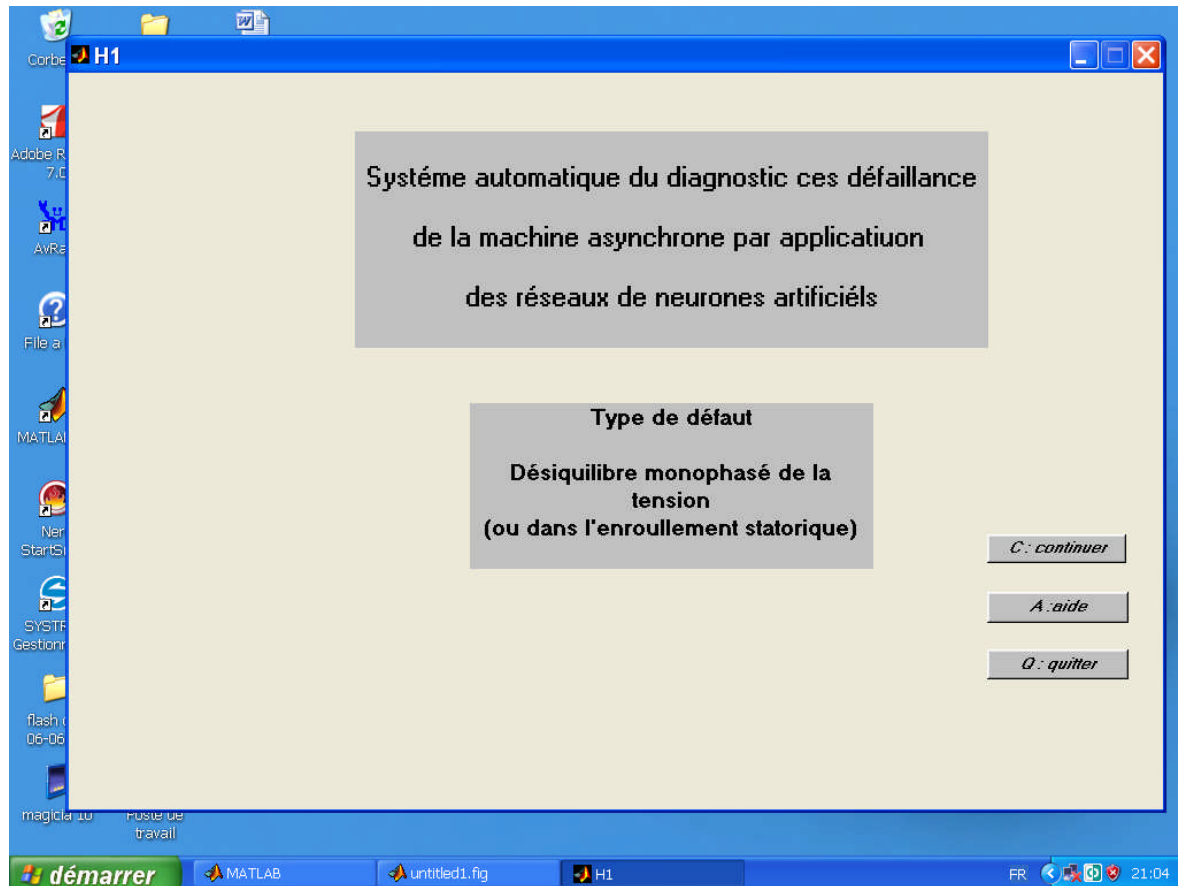


Figure 4 .7. Présentation de type de défaut qui vient d’être détecté

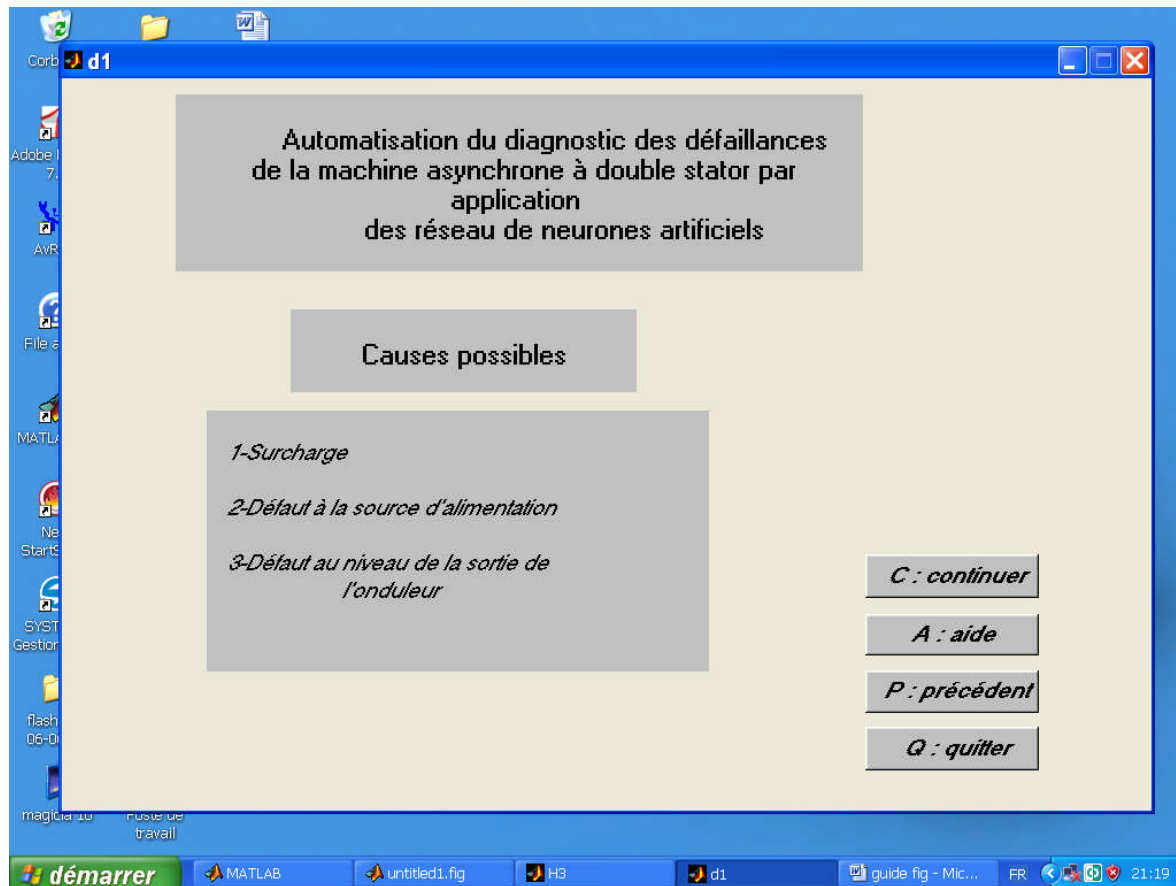


Figure 4 .8. Affichage des causes possible qui ont provoqué son apparition

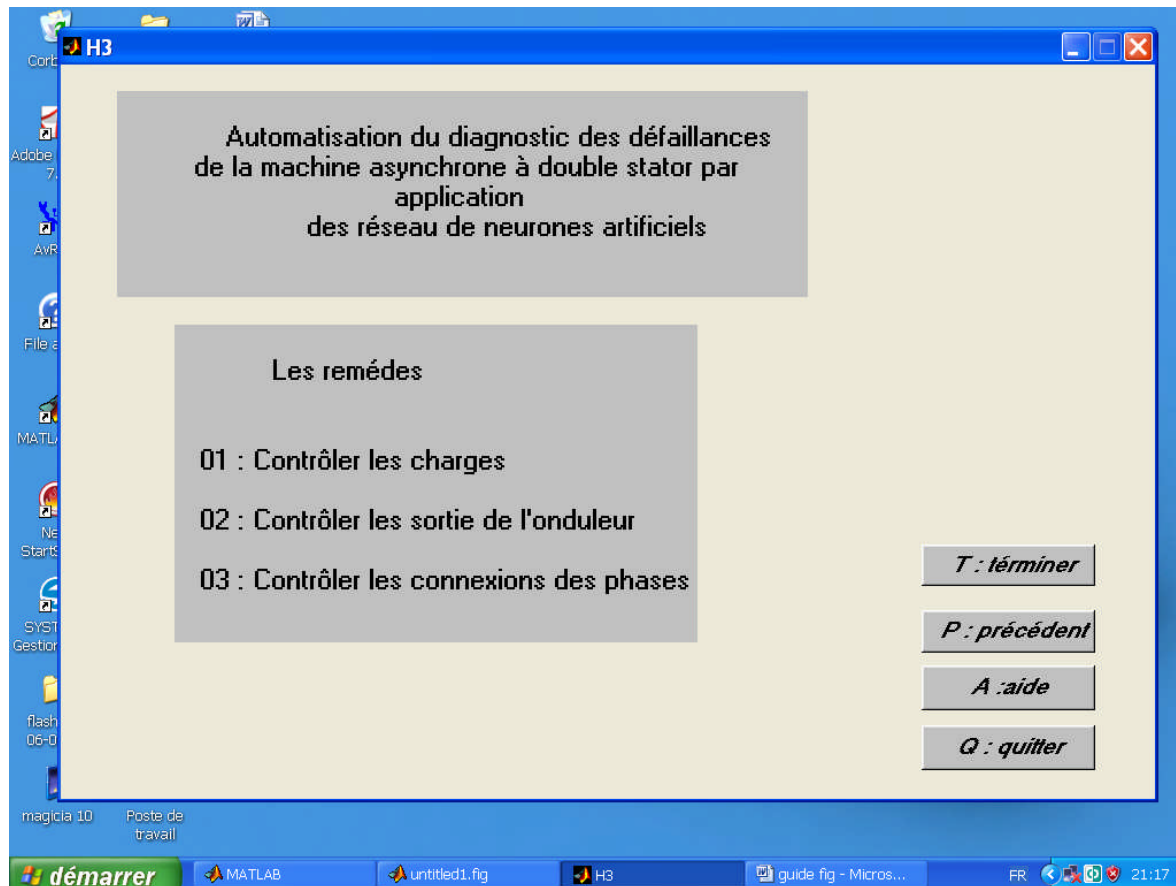


Figure 4 .10. Affichage des remèdes qu'il faut prendre en compte pour éliminer ce défaut

6. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté une solution d'exploitation du RNA pour des applications de surveillance de la MADS. L'idée de base est de mettre au point un programme de diagnostic, c'est-à-dire d'exploiter une solution de surveillance par la technique de l'intelligence artificiel (Réseau de Neurone). Le principe de cette solution est donc d'avoir un programme neuronal pour traiter les données qui proviennent des capteurs. La deuxième partie de cette solution, qui est tout aussi importante que la partie traitement, concerne la phase d'apprentissage.

Les entrées du RN sont des entrées simples, telles que la valeur efficace des trois courants statoriques et celles de la tension d'alimentation et ainsi que la valeur instantanée de la vitesse.

Par ailleurs, pour la mise en œuvre du réseau de neurone on a tout d'abord passé par plusieurs études paramétriques (choix du type de réseau, choix des entrées, choix des sorties,...). Ces études ont été précédées par l'opération d'acquisition des données, qui a pour but d'établir la base d'apprentissage du réseau afin de définir pendant la phase d'apprentissage le nombre de couche cachée et le nombre de neurones par couche cachée (dimensionnement de l'architecture finale du réseau).

Enfin, les résultats obtenus dans la phase de test du Réseau Neurone nous ont permis de voir la facilité et l'efficacité du RN dans l'automatisation de diagnostic des défauts de Machine Asynchrone à Double Stator (coupure et déséquilibre des tensions).