

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie Electrique



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Réseaux électriques

Présenté par :

Geun mohammed abdelhadi

Sahraoui Khaled

Thème:

**Un système intelligent de diagnostic des défauts
basé sur les réseaux de neurones artificiels pour
la ligne de transport Ouargla-Hassi Massaoud
HM1 à 220 kV**

Soumis au jury composé de :

M ^r AYAD Ahmed Nour El Islam	MCA	Président	UKM Ouargla
M ^r Rouibah Tahar	MCB	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
M ^r Djarah Djalal	MCB	Examineur	UKM Ouargla

Année universitaire 2020/2021

Dédicace

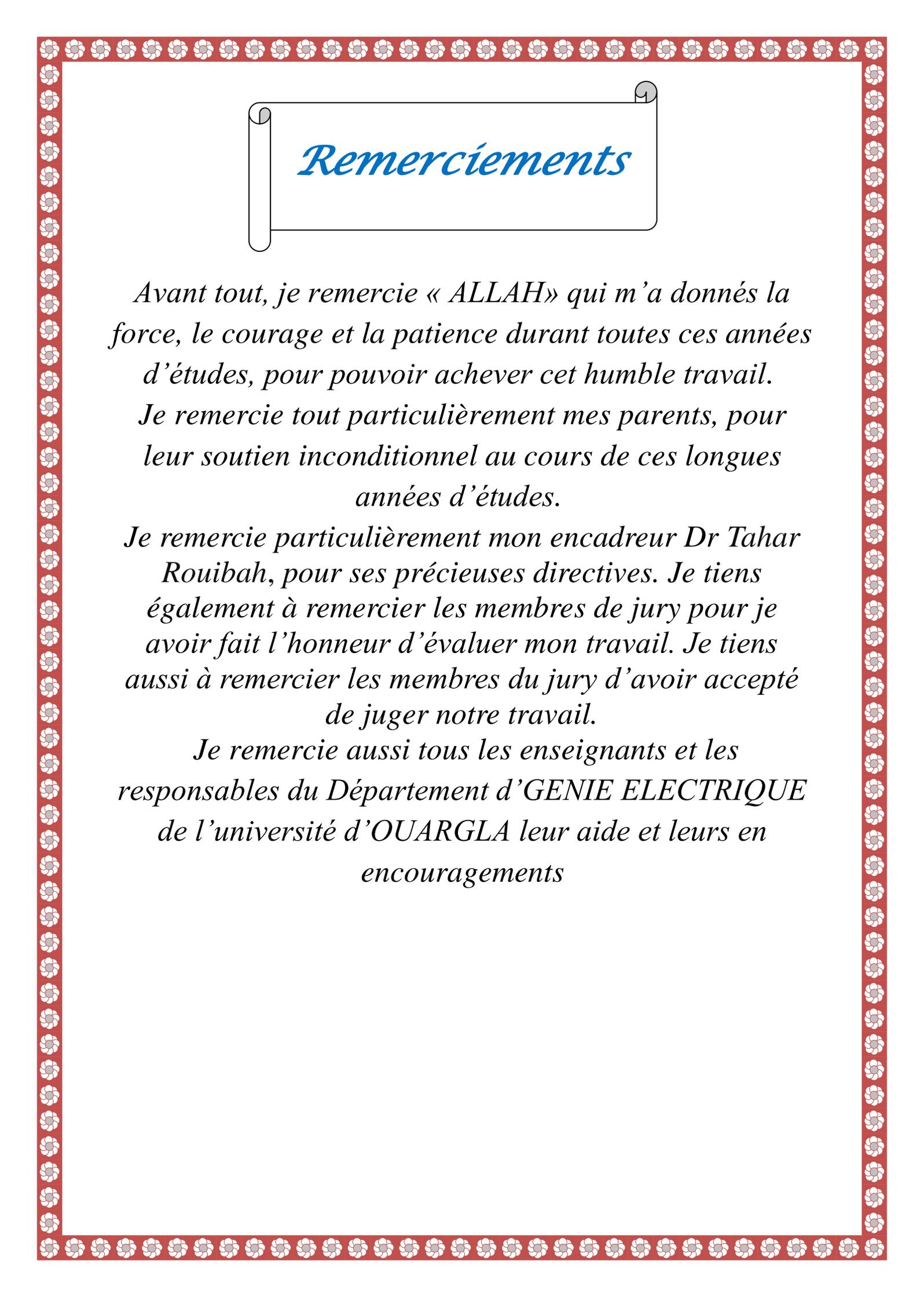
أعوذ بالله من الشيطان الرجيم

{ ربي أوزعني أن أشكر نعمتك التي أنعمت عليّ و على والدي و أن أعمل صالحا ترضاه
و أدخلني برحمتك في عبادة الصالحين }

Avant tout, nous remercions Dieu le tout puissant de nous avoir donné le courage et la patience pour réaliser ce travail malgré toutes les difficultés rencontrées. Nous dédions ce modeste travail :

A nos très chers parents, que Dieu les garde et les protège pour leur soutien moral et financier, pour leurs encouragements et les sacrifices qu'ils ont endurés. A nos frères, sœurs, cousins A nos grands pères A nos grands mères Aux chers amis

A nos professeurs. A tous les amis (es) d'études surtout ceux de la 2ème année master Réseau électrique



Remerciements

Avant tout, je remercie « ALLAH » qui m'a donnés la force, le courage et la patience durant toutes ces années d'études, pour pouvoir achever cet humble travail.

Je remercie tout particulièrement mes parents, pour leur soutien inconditionnel au cours de ces longues années d'études.

Je remercie particulièrement mon encadreur Dr Tahar Rouibah, pour ses précieuses directives. Je tiens également à remercier les membres de jury pour je avoir fait l'honneur d'évaluer mon travail. Je tiens aussi à remercier les membres du jury d'avoir accepté de juger notre travail.

Je remercie aussi tous les enseignants et les responsables du Département d'GENIE ELECTRIQUE de l'université d'OUARGLA leur aide et leurs en encouragements



Sommaire

Introduction générale.....	01
Chapitre I : Etat de l'art sur les réseaux électriques et les systèmes de protection	
I. Introduction.....	03
II. Les défauts dans un réseau électrique	03
III. Caractéristiques des défauts.....	04
III.1 Les types des défauts en fonction de leur durée.....	04
a. Défauts auto-extincteurs.....	04
b. Défauts fugitifs	04
c. Défauts semi-permanents.....	04
d. Défauts permanents.....	04
e. Défauts évolutifs	04
f. Défauts intermittents	04
III.2 Les types des défauts en fonction du nombre de conducteurs affectés.....	05
III.3 Influence des défauts.....	07
IV. Les surtensions dans un réseau électrique.....	08
IV.1 Différents types de surtension	08
IV.2 Les surtensions à fréquence industrielle.....	08
IV.2.1 Les surtensions causées par un défaut d'isolement.....	08
IV.2.2 Les surtensions sur une ligne à vide (Effet de ferranti)	09
IV.2.3 Les surtensions causées par Ferro-résonance	09
IV.3 Les surtensions de manœuvre	10
V. Qualités requises de la protection.....	10
IV. Protection des réseaux électriques	11
IV.1 Définition	10
IV.2 Les différents éléments d'un système de protection électrique.....	11
IV.3 Les fonctions de protection	11
IV.4 Qualités principales d'un système de protection.....	11
IV.4.1 Rapidité.....	11
IV.4.2 Sélectivité.....	12
IV.4.3 Sensibilité.....	12
IV.4.4 Fiabilité.....	12
IV.5 Système de protection électrique.....	13
VI. Technique de localisation des défauts dans les lignes de transmission.....	13

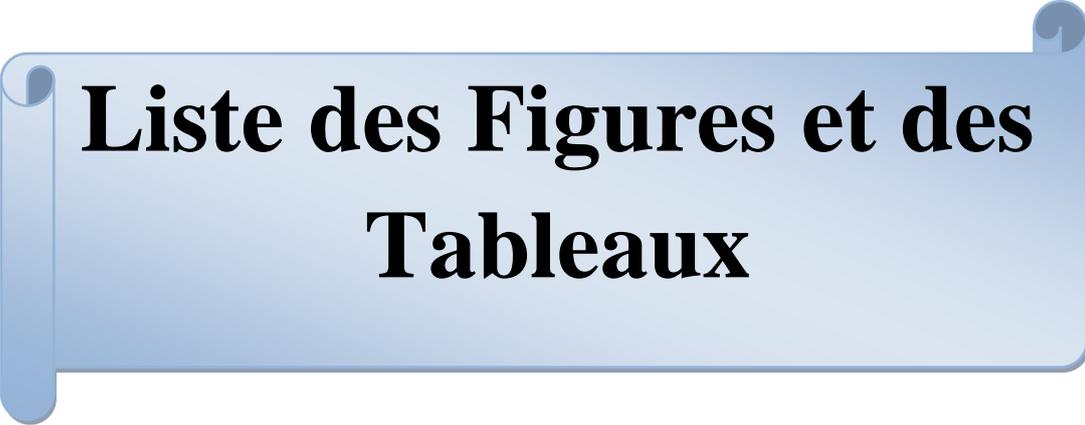
Sommaire

VI.1 Méthode basé sur l'impédance.....	13
VI.2 Méthode de réactance simple.....	14
VI.3 Méthode de Takagi.....	14
VI.4 Méthode de Takagi modifiée	15
VI.5 Méthode basées sur les ondes progressives	15
VII. Conclusion.....	17
Chapitre II : Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts électriques	
I. Introduction	18
II. Modèle d'un neurone.....	19
III. Réseaux de feedforward.....	22
III.1 Les neurones formels.....	23
III.2 Modélisation d'un neurone formel.....	24
IV. L'apprentissage.....	27
IV.1 Stratégies d'apprentissage.....	28
IV.2 Apprentissage en ligne et l'apprentissage hors ligne "batch".....	28
IV.3 Apprentissage global et apprentissage local.....	30
V. Méthodologie de détection des défauts par les RNA.....	30
V.1 Modèle générale d'un système électrique.....	30
V.2 Le détecteur de défaut par les RNA.....	31
VI. Les différentes applications des RNA dans la protection des lignes de transmission.....	32
VII. Conclusion.....	33
Chapitre III: Applications et résultats	
I. Introduction	34
II. Modélisation du système de ligne de transport d'énergie.....	34
III. Résultats de simulation	36
III.1 Réseau sain sans défaut.....	36
III.2 Réseau avec défaut.....	37
III.2.1 Défaut monophasé.....	37
III.2.2 Défaut biphasé.....	38
III.2.2.1 Défaut biphasé avec terre	38
III.2.2.2 Défaut biphasé sans terre.....	38

Sommaire

III.2.3 Défaut triphasé	39
IV. Discussion des résultats de simulations	41
V. Application des RNA dans la protection des lignes de transmission.....	41
V.1 Schéma générale proposé.....	41
V.2 Présentation du processus d'apprentissage.....	42
V.3 Présentation du processus de test	43
VI. simulation et résultats	44
VI.1 Détection de défaut par les RNA.....	44
VI.1.1 Apprentissage du RNA utilisée.....	45
VI.1.2 Entraînement du RNA.....	46
VI.1.3 Test de généralisation du RNA utilisé.....	48
VI.2 Classification des défauts par les RNA.....	49
VI.2.1 Apprentissage du RNA utilisée.....	49
VI.2.2 Entraînement du RNA.....	51
VI.2.3 Test de généralisation du RNA utilisé.....	53
VI.3 Localisation des défauts.....	54
VI.3.1 Entraînement du RNA.....	56
VI.3.2 Test de généralisation du RNA utilisé.....	58
VII. Conclusion.....	59
Conclusion générale.....	60

Références bibliographiques



Liste des Figures et des Tableaux

Chapitre I : Etat de l'art sur les réseaux électriques et les systèmes de protection

Fig. I.1 Caractéristique des défauts selon leur durée.....	5
Fig. I.2 Défaut monophasé à la terre.....	6
Fig. I.3 Défaut biphasé phase à la terre.....	6
Fig. I.4 Défaut biphasé phase à phase	7
Fig. I.5 Défaut triphasé à la terre	7
Fig. I.6 Surtension temporaire sur un réseau à neutre isolé de la terre, en présence d'un défaut d'isolement.....	9
Fig. I.7 Schéma fonctionnel d'une protection électrique	11
Fig. I.8 Décomposition du temps de réaction d'une protection.....	12
Fig. I.9 Fiabilité d'une protection électrique.....	12
Fig. I.10 Ligne de transmission défaillante représentant la méthode de réactance simple.....	14
Fig. I.11 Circuit monophasé représente la méthode Takagi.....	15
Fig. I.12 Représentation de l'emplacement du défaut basé sur les ondes progressives.....	16

Chapitre II : Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts électriques

Fig. II.1 Une architecture de base à trois couches d'un RNA feedforward.....	18
Fig. II.2 Modèle typique d'un neurone.....	20
Fig. II.3 Fonction d'activation de seuil.....	21
Fig. II.4 Fonction d'activation linéaire.....	21
Fig. II.5 Fonction d'activation d'un Sigmoides unipolaire.....	21
Fig. II.6 Fonction d'activation bipolaire.....	22
Fig. II.7 Structure d'un réseau à deux couches.....	23
Fig. II.8 Modèle d'un neurone artificiel.....	24
Fig. II.9 Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel.....	27
Fig. II.10 Principe d'apprentissage.....	28
Fig. II.11 Un modèle de schéma fonctionnel simple d'un système électrique.....	31
Fig. II.12 Diagramme de défauts montrant la méthode RNA.....	32

**Chapitre III : Diagnostic des défauts dans les lignes
de transport d'énergie utilisant les RNA**

Fig. III.1 Schéma unifilaire du système étudié.....	34
Fig. III.2 Modèle de la ligne de transmission à 220 kV à l'aide du logiciel Matlab-Simulink	35
Fig. III.3 Forme d'onde de courant sans défaut en temporelle d'un réseau sain.....	36
Fig. III.4 Forme d'onde de tension sans défaut en temporelle d'un réseau sain.....	36
Fig. III.5 Forme d'onde de courant monophasé en temporelle d'un réseau sain.....	37
Fig. III.6 Forme d'onde de tension monophasé en temporelle d'un réseau sain.....	37
Fig. III.7 Forme d'onde de courant biphasé avec terre en temporelle d'un réseau sain.....	38
Fig. III.8 Forme d'onde de tension biphasé avec terre en temporelle d'un réseau sain.....	38
Fig. III.9 Forme d'onde de courant biphasé sans terre en temporelle d'un réseau sain.....	39
Fig. III.10 Forme d'onde de tension biphasé sans terre en temporelle d'un réseau sain.....	39
Fig. III.11 Forme d'onde de courant triphasés en temporelle d'un réseau sain.....	40
Fig. III.12 Forme d'onde de tension triphasés en temporelle d'un réseau sain.....	40
Fig. III.13 Organigramme illustrant les grandes lignes du schéma proposé.....	42
Fig. III.14 RNA pour la détection des défauts (6 – 10 – 1).....	46
Fig. III.15 Modèle RNA matlab Simulink pour détection des défauts.....	46
Fig. III.16 Performances d'erreur quadratique moyenne du réseau (6-10-1).....	47
Fig. III.17 Ajustement de régression des résultats par rapport aux cibles Pour le réseau (6-10-1).....	47
Fig. III.18 Vue générale d'ensemble du RNA (6-10-1) choisie.....	48
Fig. III.19 RNA choisi pour la classification des défauts (6 – 10 – 4).....	51
Fig. III.20 Modèle RNA matlab Simulink pour classifications des défauts.....	51
Fig. III.21 Performances d'erreur quadratique moyenne du réseau (6-10-4).....	52
Fig. III.22 Ajustement de régression des résultats par rapport aux cibles pour le réseau (6-10-4).....	52
Fig. III.23 Vue d'ensemble de l'RNA avec configuration (6-10-4), choisi comme classificateur de défauts.....	53
Fig. III.24 RNA choisi pour la localisation des défauts (6 – 15 – 2).....	55
Fig. III.25 Modèle RNA matlab Simulink pour localisation des défauts.....	56
Fig. III.26 Performances d'erreur quadratique moyenne du réseau (6-15-2).....	56
Fig. III.27 Ajustement de régression des résultats par rapport aux cibles pour le réseau (6-15-2).....	57

Liste des Figures et des tableaux

Fig.III.28 Vue d'ensemble de l'RNA avec configuration (6-15-2), choisi comme localisation de défauts.....	58
---	----

Liste des Tableaux

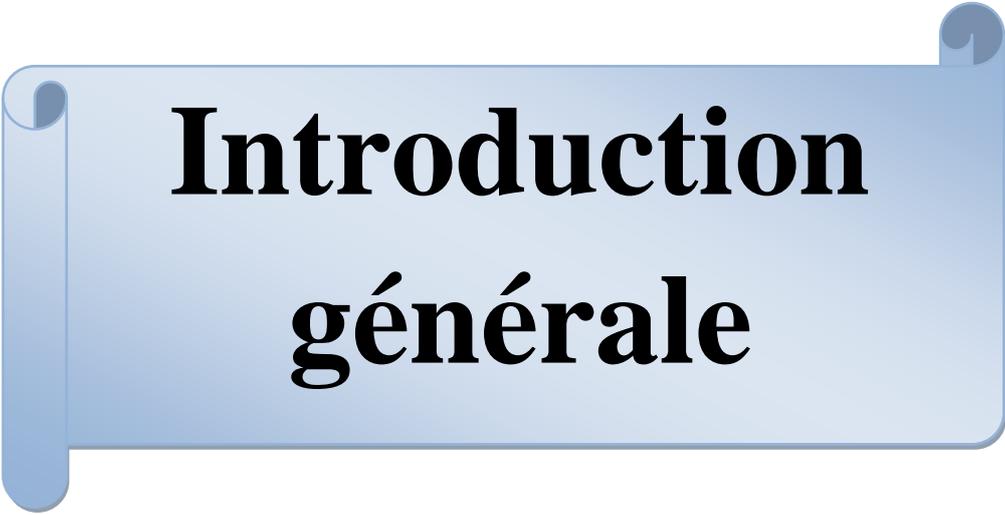
Pages

Chapitre II : Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts électriques

Tab. II.1 Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel	25
Tab. II.2 Comparaison entre l'apprentissage hors ligne et l'apprentissage en ligne	29

Chapitre III : Localisation des défauts dans les lignes de transport d'énergie utilisé des réseaux neuraux

Tab. III.1 Résultats de test pour l'étape de détection	48
Tab. III.2 Sorties RNA du classificateur de défauts pour divers défauts	50
Tab. III.3 Résultats de test pour l'étape de classification	54
Tab. III.4 Résultats de test pour l'étape de localisation	59



**Introduction
générale**

Introduction générale

Les lignes de transport d'énergie électrique constituent une partie essentielle d'un réseau électrique. La sécurité des réseaux de transport deviendra un des grands enjeux du futur considérant les impacts économiques et sociétaux des grands incidents. De plus, l'introduction de nouveaux concepts de marketing tels que la déréglementation a accru le besoin d'une alimentation électrique fiable et ininterrompue pour les utilisateurs finaux très sensibles aux défauts des lignes de transmission d'énergie [1]. Le diagnostic des lignes de transmission d'énergie a toujours été un sujet bien connu puisqu'il est étudié depuis longtemps. L'élimination rapide des défauts sont les principaux facteurs pour une exploitation satisfaisante d'un réseau électrique. Quand un défaut se produit sur une ligne de transmission d'énergie, il est très important de détecter et identifier le type et le lieu exacte de défauts. Ceci permettra de réduire le temps requis pour réparer les dommages provoqués par ce défaut et améliorer la fiabilité et la continuité de service. Cependant, ce problème a pris beaucoup d'importance de nos jours. Ces défauts ne peuvent pas être complètement évités car une partie de ces défauts se produisent également pour des raisons naturelles qui échappent au contrôle de l'humanité. Par conséquent, il est très important d'avoir un système de protection bien coordonné qui détecte tout type de circulation anormal de courant dans le système d'alimentation, identifie le type de défaut, puis localise avec précision la position du défaut dans le système d'alimentation. Les défauts sont généralement pris en charge par des dispositifs qui détectent l'occurrence d'un défaut et isolent éventuellement la zone en défaut du reste du système.

Beaucoup de techniques ont été proposées et appliquées pour analyser les différents types de défauts sur les lignes de transmission électriques.

La localisation automatique des défauts peut grandement améliorer la fiabilité des systèmes, car plus nous rétablissons l'alimentation rapidement, plus nous économisons d'argent et de temps précieux. Par conséquent, de nombreux services publics mettent en œuvre des dispositifs de localisation de défauts dans leurs systèmes de surveillance de la qualité d'énergie [2], qui sont équipés de systèmes d'information mondiaux pour localiser facilement ces défauts. Les techniques de localisation des défauts peuvent être globalement classées dans les catégories suivantes [5]: Méthodes basées sur la mesure d'impédance, méthodes basées sur le phénomène des ondes progressives et méthode basée sur l'intelligence artificielle.

Introduction générale

L'objectif principal de ce mémoire, est la conception d'un système de diagnostic (Détection, classification et Localisation) des défauts dans lignes de transport de l'énergie électrique basé sur les réseaux de neurones artificiels qui soit le plus efficace possible.

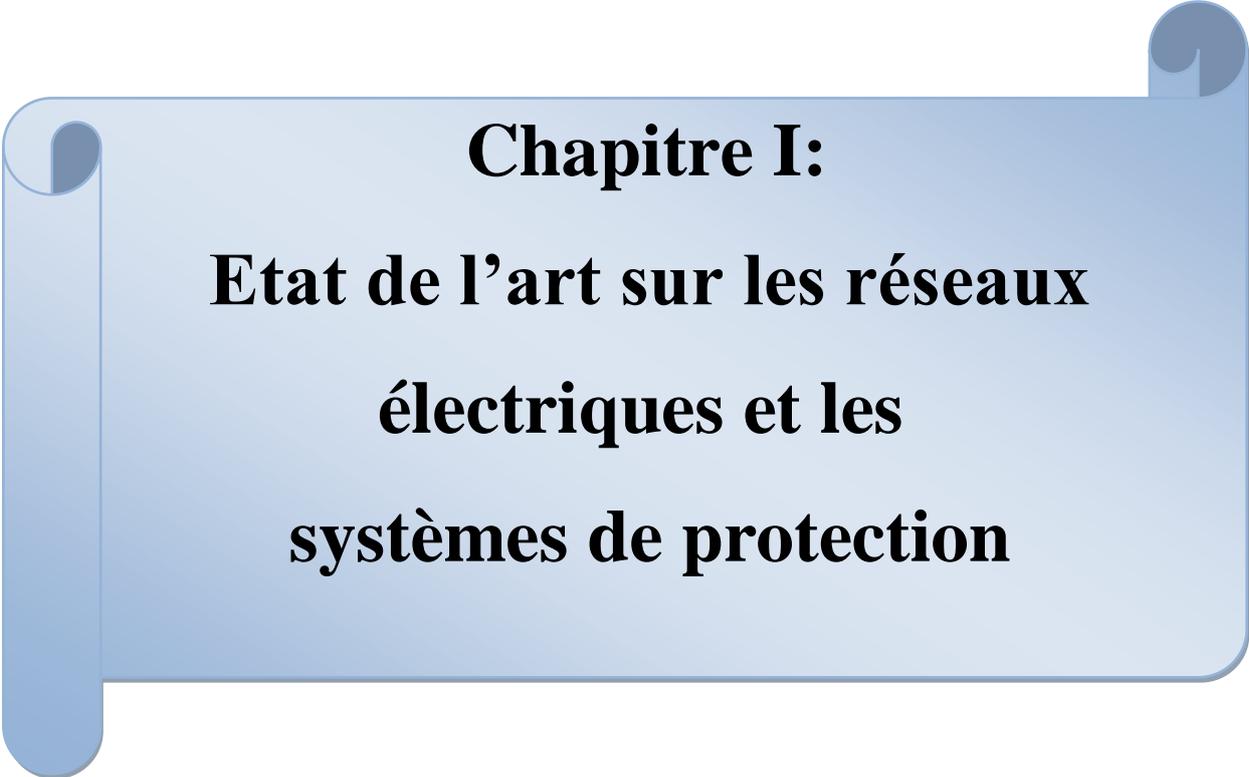
Ce présent mémoire est organisé comme suit :

Le premier chapitre traite les différents types de défauts et les techniques de protection actuellement disponibles et utilisées sont brièvement décrits. Certains résultats importants de la recherche sur les techniques de protection des lignes de transport existantes sont également fournis dans ce chapitre.

Ensuite, le deuxième chapitre présente le concept de l'intelligence artificielle et des réseaux de neurones. Quelques architectures des RNA qui sont habituellement employées sont discutées et les diverses stratégies d'apprentissage employées dans le processus de formation des réseaux neuronaux ainsi que les facteurs critiques qui affectent la taille et la sortie d'un réseau formé sont discutés dans ce chapitre.

Le troisième chapitre présente en détail une série de résultats de simulation obtenus à l'aide de MATLAB, Sim Power Systems et les boîtes à outils des réseaux de neurones artificiels dans Simulink afin de souligner les facteurs d'efficacité et de précision du localisateur de défauts proposé. Plusieurs réseaux de neurones aux configurations variables ont été formés, testés et leurs performances ont été analysées dans ce chapitre.

En fin, en termine par une conclusion générale et perspective.



Chapitre I:
Etat de l'art sur les réseaux
électriques et les
systèmes de protection

I. Introduction

Le réseau de transport d'énergie électrique est les systèmes les plus compliqués en industries. Le but de ce système est de fournir de l'énergie électrique à différents consommateurs dans les meilleures conditions de coût et de qualité de service. Il se compose de trois éléments principaux, qui sont unité de production, les lignes de transmission et de distribution.

Ce premier chapitre, va être consacré à exposer en bref les différents anomalies dans un réseau électrique, types des perturbations et défauts qui effectuent les réseaux électriques, leurs pourcentages réels, leurs causes ainsi que leurs conséquences. Nous allons exposer aussi les différents éléments d'un système de protection du réseau électrique.

Enfin, nous concluons par un bref examen des techniques utilisées dans la protection des lignes transmission parmi lesquelles notre recherche s'inscrit.

II. Les défauts dans un réseau électrique

La croissance rapide des systèmes électriques en termes de taille et de la complexité implique dans une certaine mesure, les défauts dans les systèmes électriques sont inévitables. La complexité et la nature des systèmes d'alimentation électrique, rend les défauts inévitables, en particulier dans les lignes de transmission [1].

Les courts-circuits se sont des défauts indésirables qui sont observé soit entre deux phases, soit entre une phase et la terre. Il existe différents types de défauts qui sont observés dans les systèmes électriques, ils peuvent être causé par l'une des conditions suivantes [2] ;

1. Coups de foudre,
2. Court-circuit,
3. Équipement défectueux,
4. Manque d'opération,
5. Erreurs humaines,
6. Surcharge et vieillissement.

Les défauts dans un réseau électrique peuvent avoir différentes origines :

- Mécanique : C'est la chute d'un corps sur un conducteur ou la dégradation mécanique de conducteurs consécutive à des agressions extérieures par des engins de terrassement par exemple.
- Électrique (une dégradation de l'isolement entre phases ou entre une phase et la masse ou la terre, ou suite à des surtensions à cause de manœuvres ou coups de foudre).

- Humaine : Ce sont les fausses manœuvres telles l'ouverture d'un sectionneur en charge par exemple.

On trouve plusieurs catégories de défauts dans les réseaux HTA. Ceux-ci sont caractérisés par leur type, leur durée et l'intensité du courant de défaut [3].

III. Caractéristiques des défauts

Les défauts peuvent être caractérisés par leur nombre de conducteurs, leur durée et l'intensité du courant.

III.1 Les types des défauts en fonction de leur durée

On effectue généralement le classement des défauts en fonction de leur durée. Cette dernière a un impact sur le comportement des protections. On distingue les défauts [4] :

a. Défauts auto-extincteurs

Ils disparaissent naturellement avant le fonctionnement des protections, en une durée inférieure à environ 100 ms.

b. Défauts fugitifs :

Ils nécessitent le fonctionnement des protections et sont éliminés par les automatismes de reprise de service après une ouverture d'environ 0,3 s ou par le disjoncteur shunt.

c. Défauts semi-permanents

Ils nécessitent le fonctionnement des protections et sont éliminés par les automatismes de reprise de service à l'issue du 1^{er} ou du 2^{ème} réenclenchement lent.

d. Défauts permanents

Ils mettent le réseau hors tension et nécessitent l'intervention du personnel d'exploitation d'abord pour isoler l'équipement en défaillance, rétablir l'équipement en défaut.

e. Défauts évolutifs

Défaut monophasé évoluant au même lieu en défaut biphasé ou triphasé (accompagné d'un creux de tension perceptible par les clients).

f. Défauts intermittents

Ce sont des défauts monophasés de durée de 10 à 20 ms qui se réamorcent selon une périodicité généralement comprise entre 100 et 200 ms. On les trouve actuellement sur les réseaux souterrains (1 % des défauts) et surtout sur les réseaux compensés.

Ces défauts ne se produisent pas à la même fréquence, car les statistiques donnent la répartition suivante:

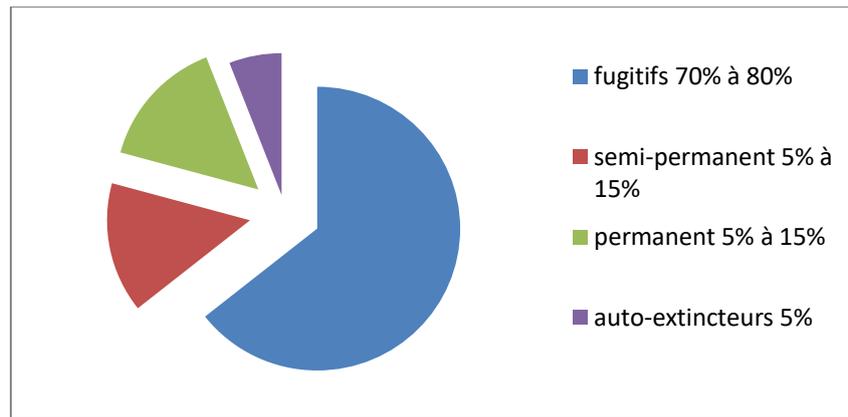


Figure I.1: Caractéristique des défauts selon leur durée.

Ces chiffres justifient l'utilisation d'appareils automatiques qui coupent les départs affectés le temps nécessaire à l'élimination des défauts non permanents [4].

III.2 Les types des défauts en fonction du nombre de conducteurs affectés

Il est courant de traiter un système d'alimentation sain comme un réseau triphasé symétrique équilibré. Lorsqu'un défaut de ligne de transmission se produit, dans la plupart des cas, la symétrie du réseau sera brisée, ce qui entraînera des courants et des tensions déséquilibrés dans le réseau. Le défaut triphasé est la seule exception, ce qui conduit à un défaut symétrique, car les trois phases sont toujours égales au même endroit lorsque le défaut se produit [5].

En pratique, tous les défauts peuvent être divisés en quatre catégories :

- Défaut monophasé à la terre.
- Défaut biphasé phase à phase.
- Défaut biphasé à la terre.
- Défaut triphasé à la terre.

Le défaut monophasé à la terre survient le plus dans la réalité, suivi du défaut phase à phase et du défaut biphasé à la terre. En revanche, le défaut triphasé à la terre est très rare.

Les figures I.2 à I.5 ont montré quelques schémas de circuit typiques pour les différents types de défauts mentionnés ci-dessus. Il convient de noter que ces schémas sont tracés sous l'hypothèse que la tension du réseau est constituée de connexions en étoile et est fournie par les deux extrémités de la zone défectueuse. Cela est vrai lorsque les lignes aériennes sont utilisées pour les lignes de transmission.

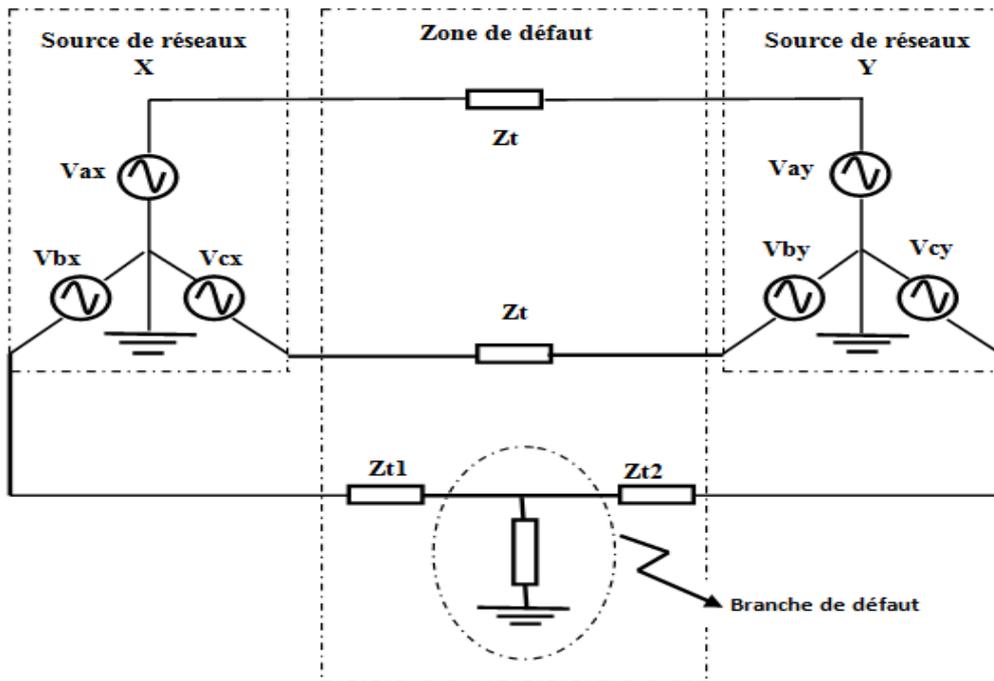


Figure I.2: Défaut monophasé à la terre.

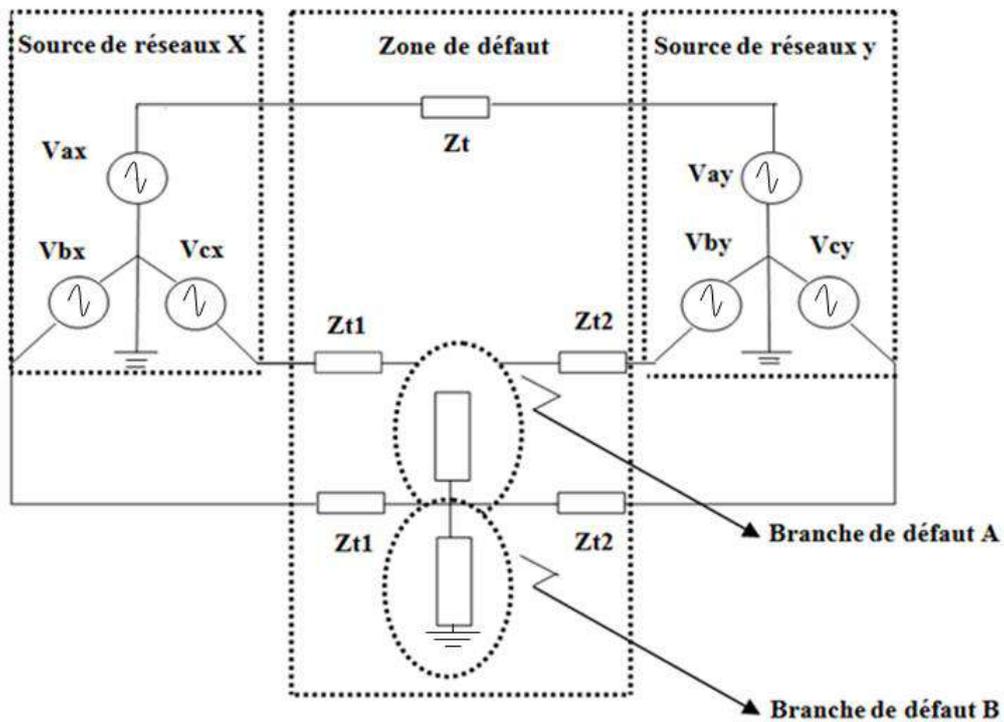


Figure I. 3: Défaut biphasée phase à la terre.

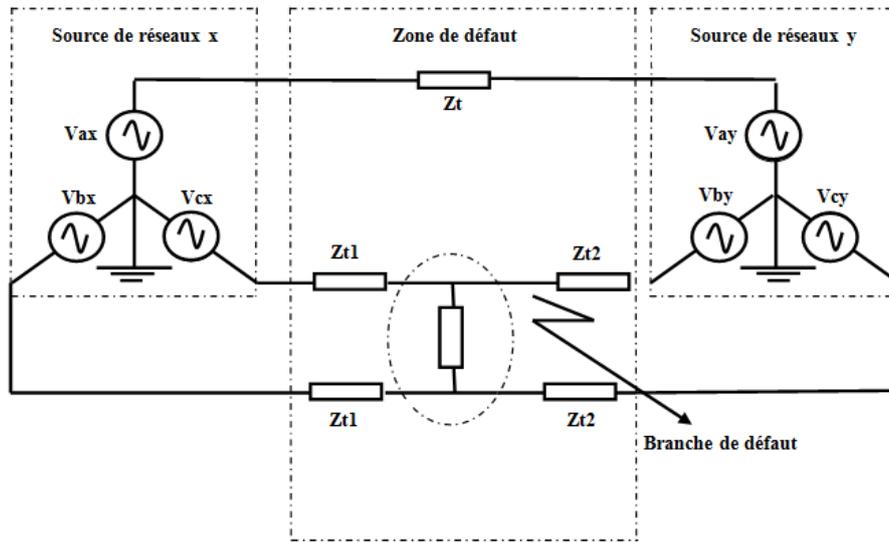


Figure I.4: Défaut biphasé phase à phase.

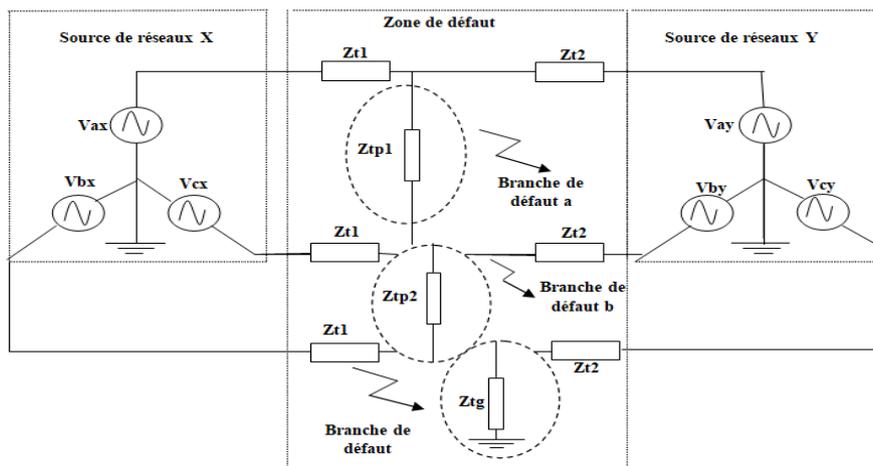


Figure I.5: Défaut triphasé à la terre.

III.3 Influence des défauts

Les défauts sur une ligne de transmission affecteront la stabilité du réseau électrique et la qualité de l'énergie fournie aux utilisateurs. Par exemple, quand il y a un défaut court-circuit, cela augmentera le niveau de courant de défaut et cela peut causer de sérieux dommages à l'équipement d'unité de production et les utilisateurs ne peuvent pas recevoir une alimentation normale. Dans le pire des cas, une partie de l'équipement du système électrique peut être détruite de façon permanente et toute l'alimentation électrique des utilisateurs peut être perdue. Il convient également de noter que les défauts ne sont pas évitables, mais si une

protection appropriée est utilisée, les dommages au système d'alimentation peuvent être minimisés [6].

IV. Les surtensions dans un réseau électrique

Une surtension est une impulsion ou une onde de tension qui se superpose à la tension nominale du réseau. [4] Elles peuvent apparaître selon deux modes :

- Mode différentiel (entre conducteurs actifs, phase-phase ou phase-neutre).
- Mode commun (entre conducteurs actifs et la masse ou la terre).

IV.1 Différents types de surtension

Les surtensions sont de quatre natures :

- D'origine atmosphérique.
- Par décharge électrostatique
- De manœuvre
- A fréquence industrielle [4].

IV.2 Les surtensions à fréquence industrielle

Les surtensions à la fréquence industrielle ou temporaires sont celles qui ont les mêmes fréquences que le réseau (50, 60 ou 400 Hz). Ces surtensions sont normalement de longue durée (quelques secondes à quelques minutes) et ne sont pas bien amorties.

Les surtensions à fréquence industrielle ont généralement pour origine :

- Un défaut à la terre.
- Une résonance ou une Ferro-résonance.
- Une rupture du conducteur neutre.
- Un défaut d'un régulateur de tension d'un alternateur ou d'un régleur en charge de transformateur.
- Une surcompensation de l'énergie réactive suite à un défaut d'un régulateur variométrique.
- Un délestage de charge, notamment lorsque la source d'alimentation est un alternateur [4].

IV.2.1 Les surtensions causées par un défaut d'isolement

Une surtension due à un défaut d'isolement apparaît sur un réseau triphasé, lorsque le neutre est isolé ou impudent.

En effet, lors d'un défaut d'isolement entre une phase et la masse ou la terre (blessure d'un câble souterrain, mise à la terre d'un conducteur aérien par des branchages, défaut dans un

équipement...), la phase concernée est mise au potentiel de la terre et les deux autres sont alors soumises, par rapport à la terre, à la tension composée.

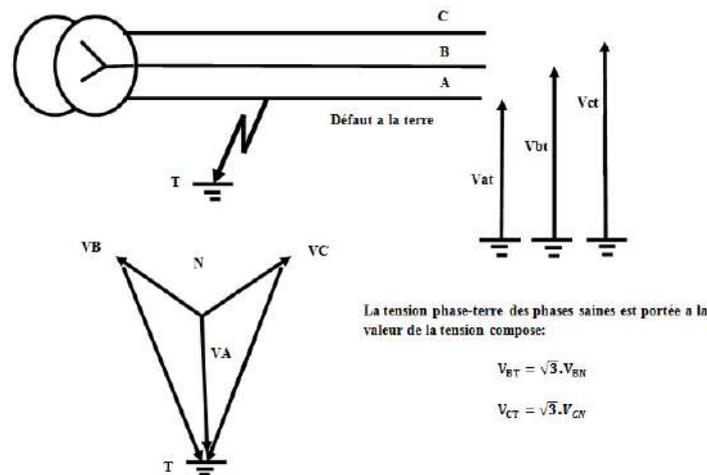


Figure I.6: Surtension temporaire sur un réseau à neutre isolé de la terre, en présence d'un défaut d'isolement.

IV.2.2 Les surtensions sur une ligne à vide (Effet de ferranti)

Une surtension peut se produire lorsqu'une ligne longue est alimentée à l'une de ses extrémités et non chargée à l'autre. Elle est due à un phénomène de résonance qui se manifeste par une onde de tension à croissance linéaire le long de la ligne.

Le facteur de surtension dans ce cas est calculé par la relation suivante:

$$\frac{U_s}{U_e} = \frac{1}{1 - \frac{1 \cdot L \cdot C \cdot \omega^2}{2}} \tag{I.1}$$

Avec : *L* et *C* désignant respectivement l'inductance et la capacité totale de la ligne.

U_s et *U_e* étant les tensions à l'extrémité ouverte et à l'entrée de la ligne.

Ce facteur de surtension est de l'ordre de 1,05 pour une ligne de 300 km et de 1,16 pour une ligne de 500 km. Ces valeurs sont sensiblement les mêmes pour les lignes HT et THT. Ce phénomène se produit en particulier lorsqu'une ligne longue est brusquement déchargée.

IV.2.3 Les surtensions causées par Ferro-résonance

La surtension est alors le résultat d'une résonance particulière qui se produit lorsqu'un circuit comporte tout à la fois un condensateur (volontaire ou parasite) et une self avec circuit magnétique saturable (un transformateur par exemple). Cette résonance peut apparaître surtout lorsqu'une manœuvre (ouverture ou fermeture d'un circuit) est réalisée sur le réseau avec un appareil dont les pôles sont séparés ou à fonctionnement non simultané [4].

IV.3 Les surtensions de manœuvre :

La modification brusque de la topologie d'un réseau électrique provoque l'apparition de phénomènes transitoires lors de la fermeture dans les cas suivants :

- L'enclenchement et le ré enclenchement de lignes à vide ou terminées par un transformateur à vide.
- La mise sous tension de transformateurs à vide, d'inductances de compensation ou de transformateurs chargés par des inductances.
- La mise sous tension de batteries de condensateurs.
- Le réenclenchement sur un défaut permanent.
- L'apparition de défauts.

En général, ces surtensions dépendent de la nature de la ligne et des éléments dont elle est constituée (par exemple : moyens de compensation), de la puissance de court-circuit de la source, du type de disjoncteur et de l'instant de l'enclenchement.

Lors d'un enclenchement, le niveau de surtension à l'extrémité ouverte de la ligne peut avoir des valeurs jusqu'à 2,4 fois supérieures à la tension de service. Lors d'un réenclenchement, lorsque la ligne a conservé les charges électriques avant la remise sous tension, le niveau de surtension peut atteindre jusqu'à 3,6 fois la tension de service.

Dans ce dernier cas, le niveau de surtension dépend de la capacité qu'ont les charges électriques sur la ligne à s'écouler à la terre. [4]

V. Qualités requises de la protection

Quelques termes [7] sont souvent utilisés pour décrire l'efficacité de la protection et ils sont énumérés ci-dessous:

- Sélectivité : la protection ne doit détecter et supprimer que les défauts zone protégée.
- Stabilité : la protection ne doit pas fonctionner pour les défauts en dehors de la zone.
- Vitesse de fonctionnement - Il convient de noter que plus le courant de défaut n'est long continue de couler, plus les dégâts ne seront importants. L'élimination des défauts idéale le temps passé dans le système EHV doit être aussi court que possible.
- Fiabilité - la protection ne doit pas fonctionner dans les cas sans défaut. C'est pour éviter les coupures de circuit causées par le mauvais fonctionnement de la protection elle-même [7].

IV. Protection des réseaux électriques :

IV.1 Définition :

La Commission Electrotechnique Internationale (C.E.I) définit la protection comme l'ensemble des dispositions destinées à la détection des défauts et des situations anormales des réseaux, afin de commander le déclenchement d'un ou de plusieurs disjoncteurs et, si nécessaire d'élaborer d'autres ordres de signalisations [8].

IV.2 Les différents éléments d'un système de protection électrique :

Un système de protection électrique est constitué des éléments suivants [9]:

- Capteurs de mesure de courant et de tension qui fournissent les informations nécessaires à la détection des défauts
- Relais de protection, qui surveillent en permanence l'état électrique du réseau et qui élaborent des ordres de commande au circuit de déclenchement
- Appareillages qui ont le rôle de coupure: disjoncteurs, interrupteurs-fusibles, contacteurs fusibles.

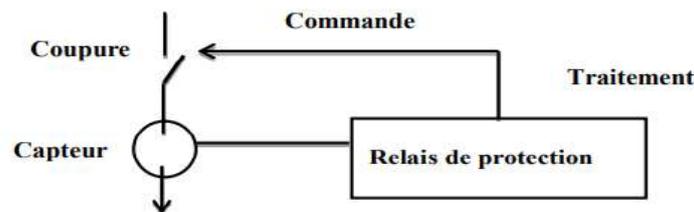


Figure I.7: Schéma fonctionnel d'une protection électrique.

IV.3 Les fonctions de protection :

La fonction de protection est réalisée par des relais ou des appareils multifonctions, qui comparent en permanence les grandeurs électriques du réseau à des seuils réglables. En fonction du type de protection, les grandeurs mesurées par les capteurs peuvent être : courant, tension, fréquence et les grandeurs calculées peuvent alors être : puissances, impédances. Lorsque la mesure dépasse le seuil, la protection donne des ordres d'action comme l'ouverture du disjoncteur [9].

IV.4 Qualités principales d'un système de protection

IV.4.1 Rapidité

La rapidité est Le temps de réaction d'une protection électrique [9].

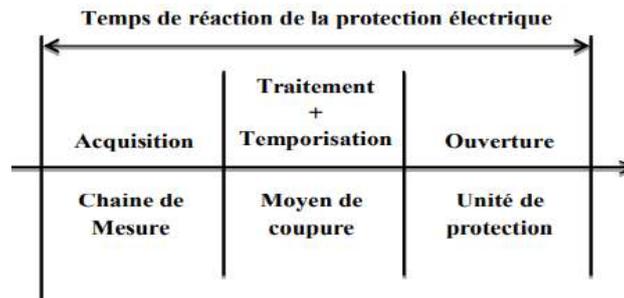


Figure I.8: Décomposition du temps de réaction d'une protection.

IV.4.2 Sélectivité:

La sélectivité entre les protections consiste à isoler le plus rapidement possible la partie du réseau affectée par un défaut et uniquement cette partie. En laissant sous tension toutes les parties saines du réseau [8]. La Sélectivité par utilisation de protections directionnelles ou différentielles.

IV.4.3 Sensibilité:

La protection doit fonctionner dans un domaine très étendu de courants de court-circuit entre : le courant maximal qui est fixé par le dimensionnement des installations et est donc parfaitement connu, un courant minimal dont la valeur est très difficile à apprécier et qui correspond à un court-circuit se produisant dans des conditions souvent exceptionnelles. La notion de sensibilité d'une protection est fréquemment utilisée en référence au courant de court-circuit le plus faible pour lequel la protection est capable de fonctionner [8].

IV.4.4 Fiabilité :

La fiabilité d'une protection est la probabilité de ne pas avoir de fonctionnement incorrect (éviter les déclenchements intempestifs), est la combinaison de [8]:

La sûreté: qui est la probabilité de ne pas avoir de défaut de fonctionnement.

La sécurité: qui est la probabilité de ne pas avoir de fonctionnement intempestif.

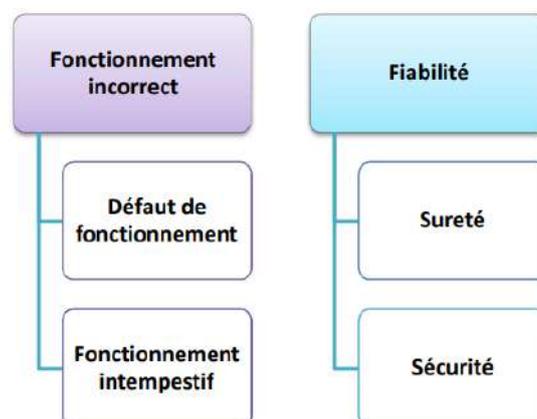


Figure I.9: Fiabilité d'une protection électrique.

IV.5 Système de protection électrique

L'un des composants les plus importants d'un système de protection de l'alimentation est le relais qui est un dispositif qui déclenche les disjoncteurs lorsque les signaux de tension et de courant d'entrée correspondent aux conditions de défaut requises pour le fonctionnement du relais. Les relais peuvent être classés dans les catégories suivantes :

- **Relais directionnels** : ces relais répondent à la différence d'angle de phase entre deux entrées du relais.
- **Relais différentiels**: ces relais répondent à l'amplitude de la somme algébrique de deux ou plus de ses entrées.
- **Relais d'amplitude**: ces relais répondent à l'amplitude de la quantité d'entrée.
- **Relais pilotes**: ces relais répondent aux signaux d'entrée qui sont communiqués au relais à partir d'un emplacement distant.
- **Relais de distance**: ces relais répondent au rapport de deux signaux de phaseur d'entrée.

Parmi les différents relais utilisés pour la protection des lignes électriques, les relais de distance sont les plus pertinents pour les localisateurs de défauts. Habituellement, une paire de ces relais de distance est utilisée pour la protection d'une ligne de transmission à deux bornes [10].

VI. Technique de localisation des défauts dans les lignes de transmission

Le processus de localisation des défauts dans les lignes de transmission, faites l'objet de plusieurs recherches depuis un certain temps et plusieurs techniques innovantes et efficaces on été proposées et analysées par plusieurs auteurs [11-19]. Ces techniques peuvent être globalement classées comme méthodes basées sur l'impédance de la ligne, méthodes basées sur les ondes progressives et méthodes basées sur l'intelligence artificielle. Chacune de ces méthodes est décrite brièvement dans les sous-sections suivantes :

VI.1 Méthode basé sur l'impédance

Dans le cas des méthodes basées sur l'impédance, le fonctionnement du relais de distance dépend fortement de la résistance aux défauts et ne réussit pas dans les cas de résistance aux défauts très élevée [20]. Les méthodes basées sur l'impédance peuvent être classées en méthodes asymétriques et méthodes à deux extrémités en fonction du nombre de bornes auxquelles les données de tension et de courant sont collectées.

La logique de base derrière un localisateur de défaut basé sur une impédance asymétrique est de calculer l'emplacement du défaut à partir de l'impédance apparente vue en regardant dans

la ligne depuis une extrémité. Les différentes méthodes basées sur l'impédance disponibles dans la littérature sont discutées dans les prochaines sous-sections.

VI.2 Méthode de réactance simple

Les valeurs de tension et de courant mesurées à la borne sont utilisées pour calculer l'impédance de la ligne jusqu'à la position de défaut comme indiqué dans l'équation (I.2). Une fois la ligne l'impédance par unité de longueur a été déterminée, la distance de défaut peut être calculée en conséquence comme illustré par les équations (I.3) et (I.4) [21].

$$V_A = x \cdot z_L \cdot I_A + V_f \tag{I.2}$$

où : V_A est la tension à la borne A

x : est la distance entre le défaut et la borne A

I_A : Est le courant sortant de la borne A, V_f est la tension de défaut.

z_L : L'impédance de ligne.

$$V_A = x \cdot z_L \cdot I_A + R_f \cdot I_f \tag{I.3}$$

Où : I_f est le courant de défaut et R_f est la résistance de défaut comme indiqué dans la Figure I.8

$$x = \frac{V_A/I_A}{z_L} - \frac{R_f}{z_L(I_A/I_f)} \tag{I.4}$$

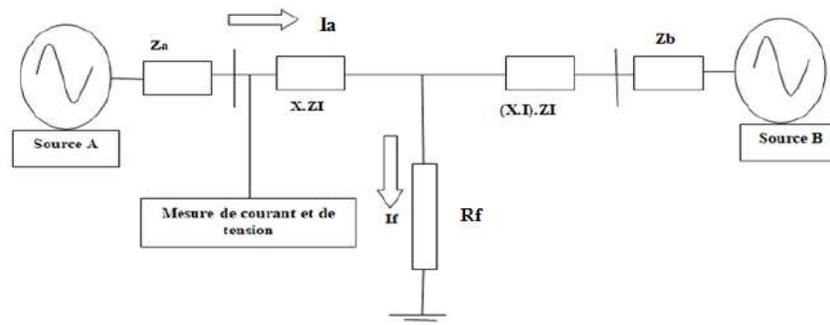


Figure I.10: Ligne de transmission défaillante représentant la méthode de réactance simple.

VI.3 Méthode de Takagi

La méthode Takagi [22] est une impédance unique très simple mais innovante technique de localisation de défaut basée et représenté par la Figure I.11. Il nécessite à la fois les données de pré-défaut et de défaut et améliore la méthode de réactance simple en minimisant l'effet de la résistance aux défauts et en réduisant l'effet du flux de charge.

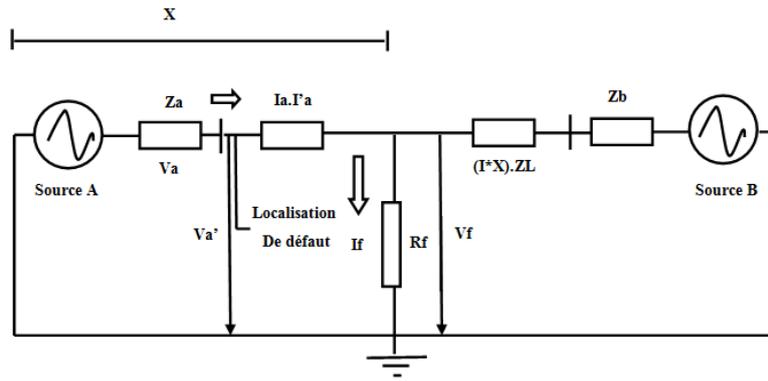


Figure I.11: Circuit monphasé représenté la méthode Takagi.

La résistance aux pannes est donnée par :

$$R_f = \frac{V_A - Z_c I_A \tan \gamma x}{\left(\frac{V_A}{Z_c} \tan \gamma x - I_A''\right) \psi \epsilon^{j\theta}} \quad (I.5)$$

Où V_A est la tension mesurée à la borne A, I_A est le flux sortant de la borne A, γ est la constante de propagation, Z_c est l'impédance caractéristique, Z_L est l'impédance de ligne, I_A'' est le courant de superposition qui est la différence entre le courant de défaut et le courant avant défaut.

$$x = \frac{I_m(V_a \cdot I_A''^*)}{I_m(Z_L \cdot I_A \cdot I_A''^*)} \quad (I.6)$$

x : est la distance entre le défaut et la borne A.

Où

$$Z_L = \gamma Z_c \quad (I.7)$$

VI.4 Méthode de Takagi modifiée

La méthode Takagi modifiée également appelée méthode de courant de séquence zéro ne nécessite pas de données avant défaut car elle utilise un courant homopolaire au lieu du courant de superposition pour les défauts à la terre [23]. L'emplacement du défaut dans cette méthode est donné par x dans l'équation (I.8).

$$x = \frac{I_m(V_a \cdot I_R^* \cdot e^{-j\beta})}{I_m(Z_{1L} \cdot I_A \cdot I_R^* \cdot e^{-j\beta})} \quad (I.8)$$

où I_R est le courant homopolaire et β est l'angle du courant homopolaire. La position du défaut « x » est donné par l'équation (6); V_a est la tension mesurée à la borne A, I_A est la sortie de la borne A et Z_{1L} est l'impédance de ligne à séquence positive.

VI.5 Méthode basées sur les ondes progressives

Les méthodes basées sur les ondes progressives ont été largement utilisées [24-26] aux fins de l'emplacement du défaut et sont généralement basés sur la corrélation entre les ondes avant

et arrière se déplaçant le long de la ligne de transmission comme le montre la Figure I.12. L'idée de base est d'identifier successivement le défaut initié par les ondes progressives à haute fréquence au niveau du localisateur de défaut [27].

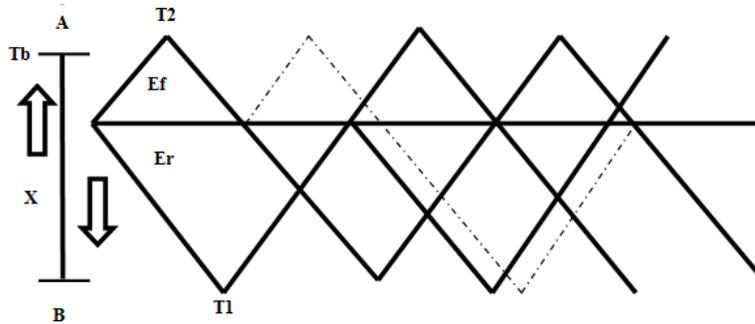


Figure I.12: Représentation de l'emplacement du défaut basé sur les ondes progressives.

Le temps pris par les composantes hautes fréquences pour la propagation est utilisé pour la l'emplacement de la faute. Sur la Figure I.12, une ligne de transmission monophasée sans perte de longueur ' l' est considéré avec une vitesse d'onde de déplacement de v , capacité et inductance par unité de longueur L' et C' et une impédance caractéristique de Z_c . En supposant l'apparition d'un défaut à une distance de 'x' de la borne A, les valeurs de tension et de courant sont données par (I.9) et (I.10)

$$\frac{\partial e}{\partial x} = -L' \frac{\partial i}{\partial t} \quad (I.9)$$

$$\frac{\partial i}{\partial x} = -C' \frac{\partial e}{\partial t} \quad (I.10)$$

Dont les solutions sont données par (I.11) et (I.12)

$$e(x, t) = e_f(x - vt) + e_r(x + vt) \quad (I.11)$$

$$i(x, t) = \frac{1}{Z_c} e_f(x - vt) - \frac{1}{Z_c} e_r(x + vt) \quad (I.12)$$

Les temps pris pour que les ondes se déplacent de la faille à la discontinuité τ_A et τ_B doit être déterminée à l'aide de la technologie GPS. Une fois cela fait, l'emplacement du défaut (x) peut être facilement déterminé par l'équation (I.13) suivante :

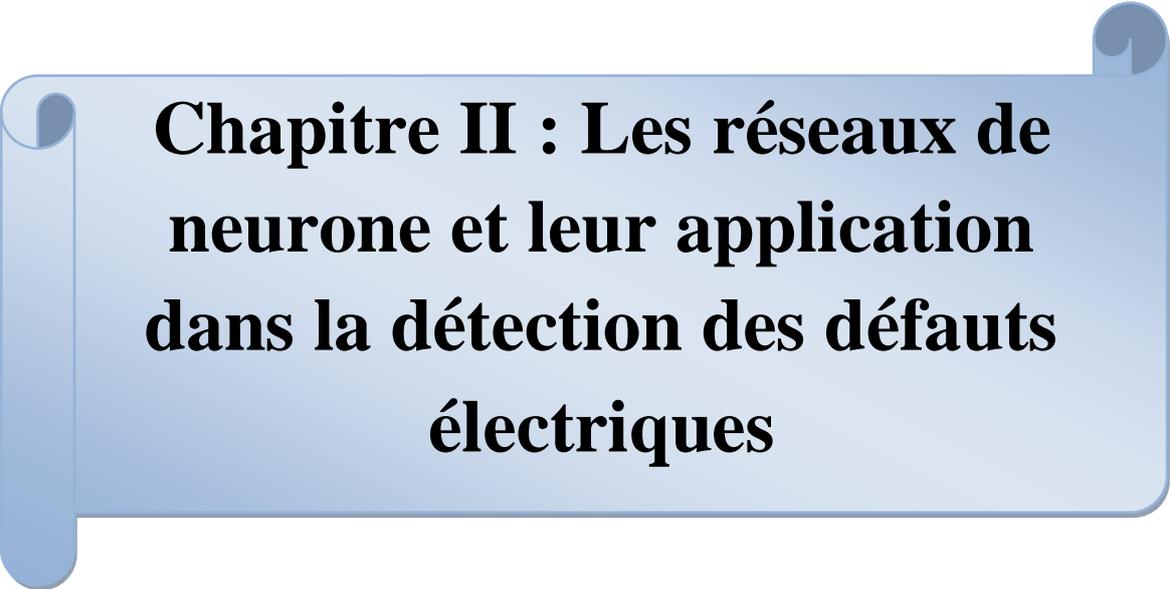
$$x = \frac{l - c(\tau_A - \tau_B)}{2} \quad (I.13)$$

Où: c est la vitesse de propagation des ondes de $299,79 \text{ m / s}$.

VII. Conclusion

On a présenté dans ce chapitre les différentes anomalies dans un réseau électrique, telles que le court-circuit, les surtensions, les surintensités, ...etc.

En suite, nous avons données une description des éléments d'un système de protection, et les différentes techniques utilisées dans la protection des lignes de transmission.



**Chapitre II : Les réseaux de
neurone et leur application
dans la détection des défauts
électriques**

I. Introduction

Un réseau de neurones artificiels RNA peut être décrit comme un ensemble de neurones élémentaires généralement connectés dans des architectures d'inspiration biologique et organisés en plusieurs couches [28]. La structure d'un RNA à action directe, également appelée perceptron, est illustrée à la figure II.1. Il y a un nombre N_i de neurones dans chaque couche i et les entrées de ces neurones sont connectées aux neurones de la couche précédente. La couche d'entrée est alimentée par les signaux d'excitation. En termes simples, un neurone élémentaire est comme un processeur qui produit une sortie en effectuant une simple opération non linéaire sur ses entrées [29]. Un poids est attaché à chaque neurone et l'entraînement d'un RNA est le processus d'ajustement de différents poids adaptés à l'ensemble d'entraînement. Un réseau neuronal artificiel apprend à produire une réponse basée sur les entrées données en ajustant les poids des nœuds. Par conséquent, nous avons besoin d'un ensemble de données appelé ensemble de données d'apprentissage, qui est utilisé pour entraîner le réseau neuronal.

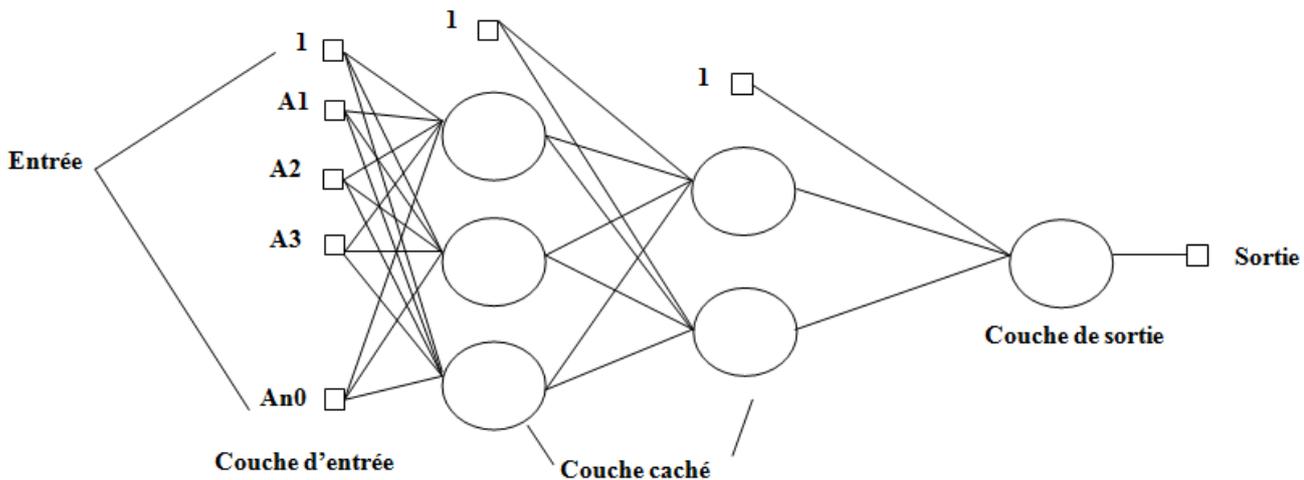


Figure II.1: Architecture de base à trois couches d'un RNA feedforward.

Sur la Figure II.1, $A1, A2 - An0$ est l'ensemble des entrées du RNA. En raison de leurs capacités exceptionnelles de reconnaissance de formes, les RNA sont utilisées à plusieurs fins dans une grande variété de domaines, y compris le traitement du signal, les ordinateurs et la prise de décision. Quelques remarques importantes sur les réseaux de neurones artificiels sont [30]:

- Soit des caractéristiques de signal extraites à l'aide de certains algorithmes de mesure, soit même des échantillons non traités des signaux d'entrée sont les introduits dans les RNA.

Chapitres II: Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts dans les lignes électrique

- Les plus récents ainsi que quelques échantillons plus anciens des signaux sont introduits dans les **RNA**.
- La sortie fournie par le réseau de neurones correspond à la décision qui pourrait être le type de défaut, l'existence d'une faute ou l'emplacement du défaut.
- Le facteur le plus important qui affecte la fonctionnalité des **RNA** est le modèle de formation qui est utilisé pour le même.
- Des techniques de prétraitement et de post traitement peuvent également être utilisées pour améliorer le processus d'apprentissage et réduire le temps de formation de l' **RNA**.

L'un des plus grands inconvénients des applications qui utilisent des réseaux de neurones artificiels est qu'aucun guide bien défini n'existe pour nous aider à choisir le nombre idéal de couches cachées à utiliser et le nombre de neurones par chaque couche cachée. D'un point de vue différent, il est avantageux compte tenu de la possibilité de généraliser [28]. Une caractéristique essentielle du **RNA** est son dévouement à l'informatique parallèle. Par conséquent, il peut produire une sortie correcte correspondant à n'importe quelle entrée même si l'entrée concernée n'a pas été introduite dans les **RNA** pendant le processus d'apprentissage. Un autre défi dans le développement d'applications basées sur **RNA** était de synthétiser l'algorithme pour le processus d'apprentissage adaptatif. L'algorithme de propagation d'erreur arrière est l'algorithme de base dans lequel les poids des neurones sont ajusté par étapes consécutives pour minimiser l'erreur entre les sorties réelles et les sorties souhaitées. Ce processus est connu sous le nom d'apprentissage supervisé.

II. Modèle d'un neurone

Tout modèle de neurone de base tel que représenté sur la Figure II.2 peut être décrit par une fonction qui calcule la sortie en fonction de N_0 entrées à celle-ci. L'idée de base de l'ensemble du modèle neuronal, y compris les fonctions d'activation illustrées ci-dessous, a été adoptée à partir de [31].

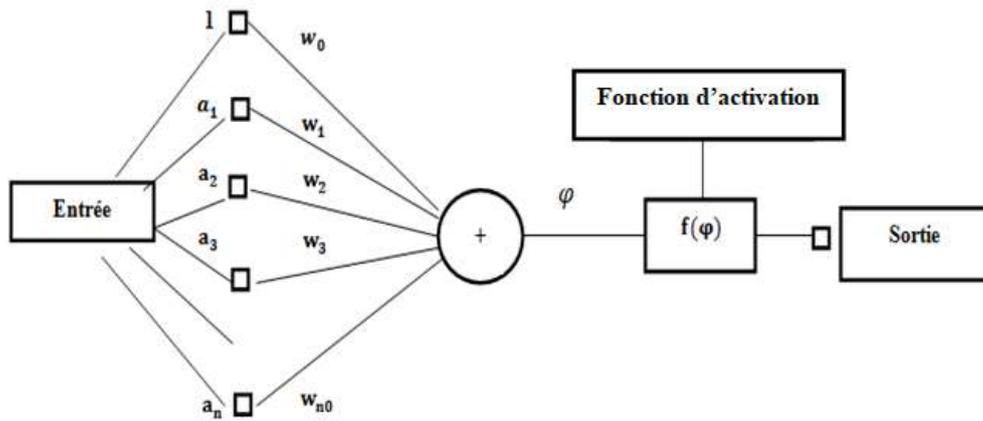


Figure II.2: Modèle typique d'un neurone.

La sortie du neurone est donnée par :

$$y = f(\varphi) = f\left(\sum_{i=0}^{N_0} w_i a_i\right) \quad (\text{II.1})$$

où: $w_0 a_0$ est la valeur seuil (polarisation), $f(\varphi)$ est la fonction d'activation du neurone, φ est le signal de sortie de sommation et y est la sortie du neurone.

$$\varphi = w^T A \quad (\text{II.2})$$

où :

$$W = [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{k_0}], A = [a_0 \ a_1 \ \dots \ a_{n_0}]^T. \quad (\text{II.3})$$

Une fonction d'activation décide de la puissance de la sortie du neurone, basée sur la somme de ses entrées. Selon les exigences de l'application, la fonction d'activation la plus appropriée est choisie.

Jusqu'à présent, nous n'avons pas spécifié la nature de la fonction d'activation de notre modèle.

Il se trouve que plusieurs possibilités existent. Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone. Les fonctions d'activations les plus utilisées sont les fonctions «seuil» (en anglais «hard limite»), «linéaire» et «sigmoïde».

La fonction d'activation $f(\varphi)$ peut se présenter sous différentes formes dont quelques-unes sont décrites ci-dessous:

- Fonction d'activation seuil:

$$f(\varphi) = \begin{cases} 1 & \text{si } \varphi \geq 0 \\ 0 & \text{si } \varphi < 0 \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

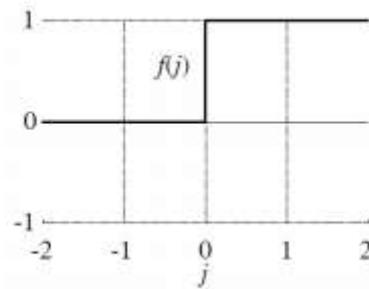


Figure II.3: Fonction d'activation de seuil.

- Fonction d'activation linéaire :

$$f(\varphi) = \begin{cases} 1 & \text{si } \varphi > 1 \\ -1 & \text{si } \varphi < -1 \\ \varphi & \text{si } |\varphi| < 1 \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

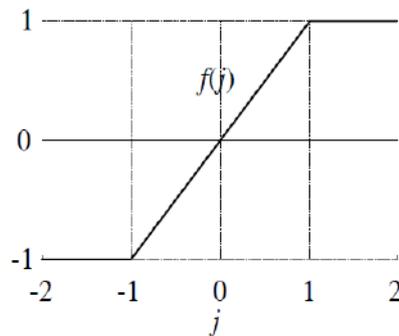


Figure II.4: Fonction d'activation linéaire.

- Fonction sigmoïde unipolaire :

$$f(\varphi) = \frac{1}{1 + e^{-B\varphi}} \quad (\text{II.6})$$

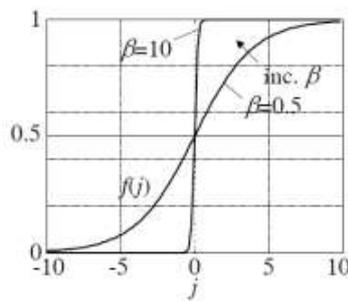


Figure II.5: Fonction d'activation d'un Sigmoïde unipolaire.

- Fonction sigmoïde bipolaire :

$$f(\varphi) = \tanh(\beta\varphi) = \frac{1 - e^{-2\beta\varphi}}{1 + e^{-2\beta\varphi}} \quad (\text{II.7})$$

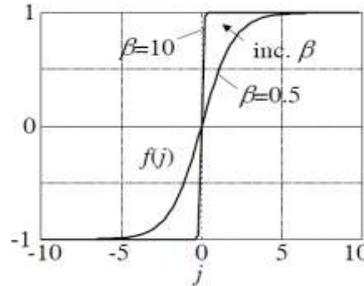


Figure II.6: Fonction d'activation bipolaire.

Sur la base de la façon dont les neurones sont interconnectés dans un modèle, les réseaux de neurones peuvent être globalement classés en deux types, à savoir les réseaux de feedforward et de feedback. Comme son nom l'indique, les réseaux de rétroaction contrairement aux réseaux de rétroaction ont une connexion de rétroaction renvoyée dans le réseau avec les entrées. En raison de leur simplicité et de l'existence d'un algorithme d'apprentissage bien défini, seuls les réseaux de feedforward ont été utilisés dans cette thèse pour la simulation et sont donc brièvement discutés dans les prochaines sections.

III. Réseaux de feedforward

Les réseaux de rétroaction sont les réseaux neuronaux les plus simples où il n'y a pas de connexion de rétroaction impliquée dans le réseau et donc le voyage d'information est unidirectionnel [29]. Un réseau à réaction avec N_0 signaux d'entrée et K_R de sortie est représenté sur la Figure II.7. Le processus de calcul dans la i^{th} couche peut être décrit par l'équation suivante :

$$p^{(i)} = f^{(i)}(w^{(i)}a^{(i-1)}) \quad (\text{II.8})$$

$$p^{(i)} = [p_1^{(i)} p_2^{(i)} \dots p_{n_i}^{(i)}] \quad (\text{II.9})$$

$p^{(i)}$: Le vecteur signal en sortie de la i^{th} couche.

$$W(i) = \begin{pmatrix} w_{10}^{(i)} & w_{11}^{(i)} & \dots & w_{1N_{i-1}}^{(i)} \\ w_{20}^{(i)} & w_{21}^{(i)} & \dots & w_{2N_{i-1}}^{(i)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N_i0}^{(i)} & w_{N_i1}^{(i)} & \dots & w_{N_iN_{i-1}}^{(i)} \end{pmatrix} \quad (\text{II.10})$$

$W(i)$: La matrice de passage entre la $(i - 1)^{th}$ et la i^{th} couche.

$$g^{(i-1)} = \left\{ \begin{array}{c} A \\ 1 \\ p^{(i-1)} \end{array} \right\} \quad (II.11)$$

Pour $i = 1$ / pour $i = 2, 3, \dots, R$

A : est le vecteur contenant les signaux d'entrée,

$g^{(i-1)}$: est la fonction d'activation des neurones dans la i^t couche et R est le nombre de couches de traitement. Tous les neurones d'une couche particulière sont supposés être similaires dans tous les aspects et le nombre de couches cachées peut être supérieur à un et est généralement déterminé par le but du réseau neuronal. La sortie du réseau neuronal traité est représentée par le vecteur de sortie:

$$y = p^{(R)} = [Y_1 Y_2 \dots Y_{NR}]^T \quad (II.12)$$

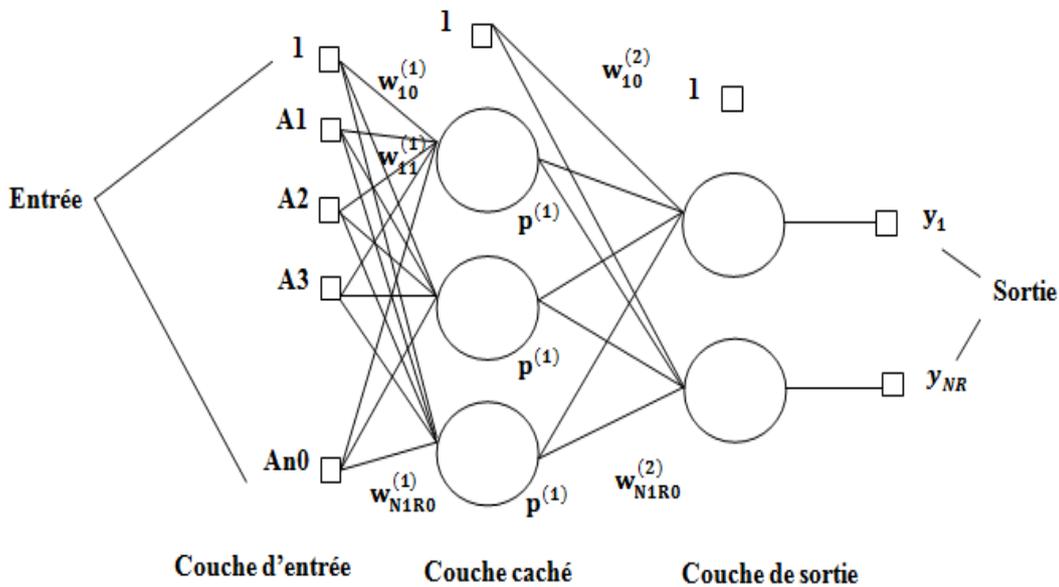


Figure II.7: Structure d'un réseau à deux couches.

III.1 Les neurones formels

Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend des paramètres appelés coefficients ou poids [32]. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie".

Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. On a pris l'habitude de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la Figure II.8.

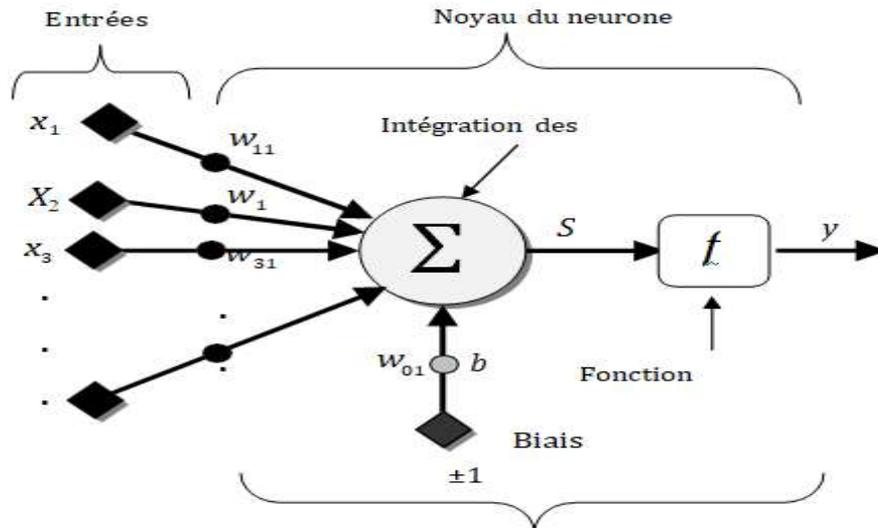


Figure II.8: Modèle d'un neurone artificiel.

Des observations de neurone biologique, découle le modèle du neurone formel proposé par W.M. Culloch et W. Pitts en 1943 :

- Les x_i représentent les vecteurs d'entrées, elles proviennent soit des sorties d'autres neurones, soit de stimuli sensoriels (capteur visuel, sonore...);

Les w_{ij} sont les poids synaptiques du neurone j . Ils correspondent à l'efficacité synaptique dans les neurones biologiques $w_{ij} > 0$: synapse excitatrice $w_{ij} < 0$: synapse inhibitrice). Ces

Poids pondèrent les entrées et peuvent être modifiés par apprentissage.

- Biais : entrée prend souvent les valeurs -1 ou +1 qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement des poids et du biais lors de l'apprentissage.
- Noyau : intègre toutes les entrées et le biais et calcul la sortie du neurone selon une fonction d'activation qui est souvent non linéaire pour donner une plus grande flexibilité d'apprentissage [32].

III.2 Modélisation d'un neurone formel

La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseau de neurones sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux. On pourra résumer cette modélisation par le tableau 1, qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

Chapitres II: Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts dans les lignes électrique

Tab II.1: Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.

Neurone biologique	Neurone formel
Synapses	Poids des connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrites	Signal d'entrée
Noyau ou Somma	Fonction d'activation

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré à la Figure II.8. Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat s de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie y du neurone. En suivant les notations présentées à la section précédente, les n entrées du neurone correspondent au vecteur $x = [x_1, x_2, x_3 \dots x_n]$, alors que $w = [w_{11}, w_{21}, w_{31}, w_{n1}]$

Représente le vecteur des poids du neurone. La sortie s de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante :

$$s = \sum_{n=1}^{\infty} w_{nl} x_i \pm b \tag{II.13}$$

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle :

$$s = w^T x \mp b \tag{II.14}$$

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées plus ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat s de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif.

On peut faire un parallèle entre ce modèle mathématique et certaines informations que l'on connaît (ou que l'on croit connaître) à propos du neurone biologique. Ce dernier possède trois principales composantes : les dendrites, le corps cellulaire et l'axone (voir Figure II.9). Les dendrites forment un maillage de récepteurs nerveux qui permettent d'acheminer vers le corps du neurone des signaux électriques en provenance d'autres neurones. Celui-ci agit comme une espèce d'intégrateur en accumulant des charges électriques. Lorsque le neurone

Chapitres II: Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts dans les lignes électrique

devient suffisamment excité (lorsque la charge accumulée dépasse un certain seuil), par un processus électrochimique, il engendre un potentiel électrique qui se propage à travers son axone pour éventuellement venir exciter d'autres neurones. Le point de contact entre l'axone d'un neurone et la dendrite d'un autre neurone s'appelle la synapse.

Il semble que c'est l'arrangement spatial des neurones et de leur axone, ainsi que la qualité des connexions synaptiques individuelles qui détermine la fonction précise d'un réseau de neurones biologique [32].

C'est en se basant sur ces connaissances que le modèle mathématique décrit ci-dessus a été défini.

Un poids d'un neurone artificiel représente donc l'efficacité d'une connexion synaptique.

Un poids négatif vient inhiber une entrée, alors qu'un poids positif vient l'accentuer. Il importe de retenir que ceci est une grossière approximation d'une véritable synapse qui résulte en fait d'un processus chimique très complexe et dépendant de nombreux facteurs extérieurs encore mal connus. Il faut bien comprendre que notre neurone artificiel est un modèle pragmatique qui, comme nous le verrons plus loin, nous permettra d'accomplir des tâches intéressantes.

La vraisemblance biologique de ce modèle ne nous importe peu.

Ce qui compte est le résultat que ce modèle nous permettrons d'atteindre.

Un autre facteur limitatif dans le modèle que nous nous sommes donnés concerne son caractère discret. En effet, pour pouvoir simuler un réseau de neurones, nous allons rendre le temps discret dans nos équations. Autrement dit, nous allons supposer que tous les neurones sont synchrones, c'est à dire qu'à chaque temps t , ils vont simultanément calculer leur somme

Pondérée et produire une sortie:

$$y(t) = f(s(t)) \quad (\text{II.15})$$

Dans les réseaux neurones biologiques, tous les neurones sont en fait asynchrones.

Revenons donc à notre modèle artificiel tel que formulé par l'équation (II.14) et ajoutons la fonction d'activation f pour obtenir la sortie du neurone :

$$y = f(s) = f(w^T x \mp b) \quad (\text{II.16})$$

En remplaçant w^T par une matrice $W=w^T$ d'une seule ligne, on obtient une forme générale

$$y = f(w_x \pm b) \quad (\text{II.17})$$

Chapitres II: Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts dans les lignes électrique

L'équation (II.17) nous amène à introduire un schéma de notre modèle plus compact que celui de la Figure II.11. La Figure II.12 illustre celui-ci.

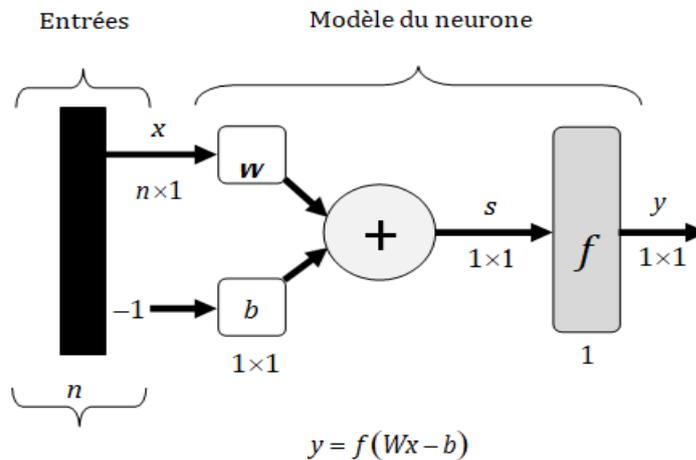


Figure II.9: Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel.

On y représente les n entrées comme un rectangle noir. De ce rectangle sort le vecteur x dont la dimension matricielle est $n \times 1$. Ce vecteur est multiplié par une matrice W qui contient les poids (synaptiques) du neurone. Dans le cas d'un neurone simple, cette matrice possède la dimension $n \times 1$. Le résultat de la multiplication correspond au niveau d'activation qui est ensuite comparé au seuil b (un scalaire) par soustraction. Finalement, la sortie du neurone est calculée par la fonction d'activation f . La sortie d'un neurone est toujours un scalaire [32].

IV. L'apprentissage

Parmi les propriétés désirables pour un réseau de neurones, la plus fondamentale est sûrement la capacité d'apprendre de son environnement, d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage. Mais qu'est-ce donc que l'apprentissage ?

Malheureusement, il n'existe pas de définition générale, universellement acceptée, car ce concept touche à trop de notions distinctes qui dépendent du point de vue que l'on adopte. Dans le contexte des réseaux de neurones artificiels, nous adopterons un point de vue pragmatique en proposant la définition suivante :

" L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètre surviennent "

Chapitres II: Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts dans les lignes électrique

Cette définition implique qu'un réseau se doit d'être stimulé par un environnement, qu'il subisse des changements en réaction avec cette stimulation, et que ceux-ci provoquent dans le futur une réponse nouvelle vis-à-vis de l'environnement. Ainsi, le réseau peut s'améliorer avec le temps [32].

IV.1 Stratégies d'apprentissage

L'apprentissage au sein des différentes architectures dépend de l'architecture du réseau et de l'environnement du problème. Les deux règles d'apprentissage pour mettre à jour les poids d'un neurone (règle de Hebb et de Widrow) ne concernent qu'un neurone seul. Ces règles peuvent servir pour mettre à jour les poids d'un neurone, de certains réseaux de neurones, mais ne peuvent être généralisées et s'appliquer à n'importe quelle architecture. Chaque architecture possède ses spécificités et nécessite une règle d'adaptation des poids qui lui est propre.

L'apprentissage n'est pas modélisable dans le cadre de la logique déductive : celle-ci en effet procède à partir de connaissances déjà établies dont on tire des connaissances dérivées. Or il s'agit ici de la démarche inverse : par observations limitées tirer des généralisations plausibles.

La notion d'apprentissage recouvre deux réalités (Figure II.10) :

- La mémorisation : le fait d'assimiler sous une forme dense des exemples éventuellement nombreux ;
- La généralisation : le fait d'être capable, grâce aux exemples appris, de traiter des exemples distincts, encore non rencontrés, mais similaires.

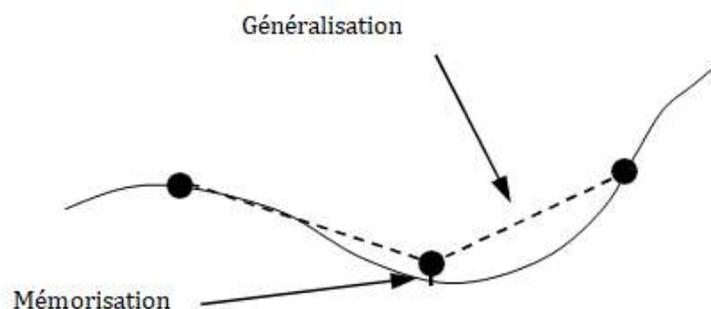


Figure II.10: Principe d'apprentissage.

IV.2 Apprentissage en ligne et l'apprentissage hors ligne "batch" :

L'apprentissage est un moyen flexible et efficace d'extraire une structure stochastique d'un environnement. Deux types différents d'apprentissage sont utilisés, à savoir l'apprentissage hors ligne ou en paquet et l'apprentissage en ligne.

Chapitres II: Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts dans les lignes électrique

La procédure d'apprentissage en paquet utilise tous les exemples d'entraînement de façon répétée de sorte que sa performance est comparable à celle d'une procédure d'estimation statistique.

L'apprentissage en ligne est plus dynamique, en mettant à jour l'estimation courante par l'observation des nouvelles données une par une. C'est une procédure itérative. L'apprentissage en ligne est en général lent mais est recommandé dans des environnements changeants [32].

Il est possible de combiner les deux, dans l'ordre :

- On récupère une série d'observation à partir du processus à modéliser (en quantité et pertinence suffisante).
- On effectue un "préapprentissage" : les données récoltées servent à faire converger les poids vers des valeurs proches de la solution finale.
- On utilise le réseau de neurones tout en utilisant un apprentissage en ligne pour affiner la valeur des poids et pourvoir tenir compte de toutes variations éventuelles (dérives, perturbations, changements de mode de fonctionnement, etc.)

On peut faire une comparaison entre les deux types d'apprentissages, les résultats obtenus sont classés dans le tableau 2.

Tab II.2: Comparaison entre l'apprentissage hors ligne et l'apprentissage en ligne.

Apprentissage hors ligne	Apprentissage en ligne
<ul style="list-style-type: none">• requiert souvent de charger en mémoire l'ensemble des poids et des données d'apprentissage (entrée et éventuellement sorties désirées correspondantes) ;• ne peut satisfaire une contrainte de temps réel ;• autorise de réinitialiser sans risque l'apprentissage.	<ul style="list-style-type: none">• prend en compte les observations itérativement, au fur et à mesure et demande de ce fait moins de mémoire, moins de calculs ;• est compatible au temps réel ;• "subit" l'ordre dans lequel les observations sont accessibles.

IV.3 Apprentissage global et apprentissage local :

- L'apprentissage global est le processus qui met à jour l'intégralité des poids d'un réseau. Dans ce cas, tous les poids sont modifiés à chaque itération.
- L'apprentissage local vise à ne mettre à jour que certains poids à chaque itération. Plusieurs techniques existent : à travers le concept de voisinage, à travers des règles spécifiques d'apprentissage, etc.

V. Méthodologie de détection des défauts par les RNA

Dans un réseau électrique, la possibilité d'occurrence d'un défaut est toujours prévalent et l'opérateur de réseau doit être pleinement informé sur l'état du réseau électrique. Cela permet à l'opérateur de réseau de faire une décision éclairée sur les actions correctives nécessaires et également à effectuer les travaux de réparation pour éliminer un défaut. Par conséquent, cette section explique plus en détail les procédures qui doivent être suivies lors de la détection des défauts, et aussi de réussir analyser et diagnostiquer les défauts des lignes de transmission [33]. Afin de détecter les défauts, il est important de comprendre la nature et les caractéristiques des défauts, et des méthodes utilisées pour sa détection. Conventionnel les relais de détection de défaut appliqués aux systèmes électriques ont été principalement utilisés pour les défauts de ligne de transmission [34]. Les systèmes de détection de défauts conventionnels ont été basés sur des réglages de paramètres et limiteurs pour différents réglages de tension et de courant de défaut et peut être plus précisément décrits comme des limiteurs de protection pour déclencher le réseau en conséquence. Cependant, à plus détecter intelligemment les défauts, le réseau de neurones artificiels (RNA) a été introduit comme un détecteur de défaut. Dans cette section, la méthodologie de détection et de diagnostic des défauts est expliquée, et il montre que les RNA peuvent être utilisé comme outil de détection de défaut.

V.1 Modèle générale d'un système électrique

La stratégie de protection mise en œuvre passe par l'application des RNA, qui effectuent le diagnostic et la classification fonctions du relais de protection par les RNA. La figure II.11 montre un schéma unifilaire simplifié du système à étudier. À chaque extrémité des lignes de transmission sont des unités génératrices, ou sources de courant alternatif, avec des charges électriques lié. Le système est modélisé à l'aide de paramètres de ligne distribuée (PI). Ce modèle est courant dans la littérature et constitue cette base d'analyse.

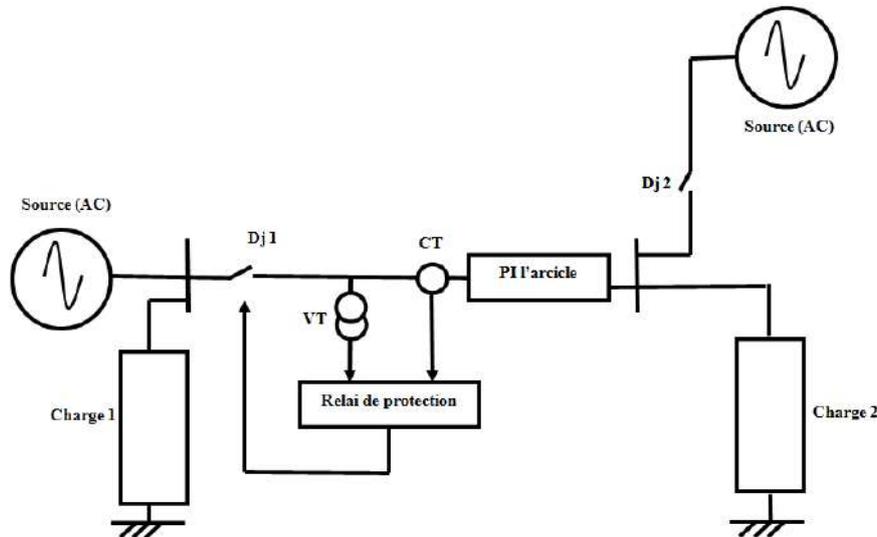


Figure II.11: Un modèle de schéma fonctionnel simple d'un système électrique.

S'il y a un défaut sur la ligne de transmission, le relais du RNA détectera la présence d'un défaut et initiera une commande de déclenchement au disjoncteur (Dj1) pour protéger la ligne de transmission contre les effets indésirables et les défaillances, comme le montre la figure II.11. Le relais est le dispositif de protection des lignes de transmission. C'est le but du relais de protection RNA de surveiller l'état du réseau et pour remplir une fonction de protection. Par conséquent, la détection de défaut s'active pour déterminer le type de défaut (ce qu'on appelle la classification des défauts), tandis que les localisateurs de défauts sont utilisés pour localiser avec précision la position du défaut [35]. Contrairement à cela, les relais de défaut indiquent uniquement l'emplacement général du défaut [36]. Concernant l'application des RNA, le détecteur de défauts par les RNA fonctionne en ligne et effectue des mesures des tensions et des courants. Il est nécessaire que RNA effectue ses calculs le plus rapidement possible [37].

V.2 Le détecteur de défaut par les RNA

L'efficacité du détecteur de défaut RNA dépend de la précision de son entrée mesures et sur l'efficacité des données d'apprentissage.

Les données d'entraînement doivent être bien gérées, filtrées et mises à l'échelle de manière appropriée, pour permettre l'application des méthodes intelligentes telles que RNA [38]. Ce processus est représenté graphiquement par la figure II.12.

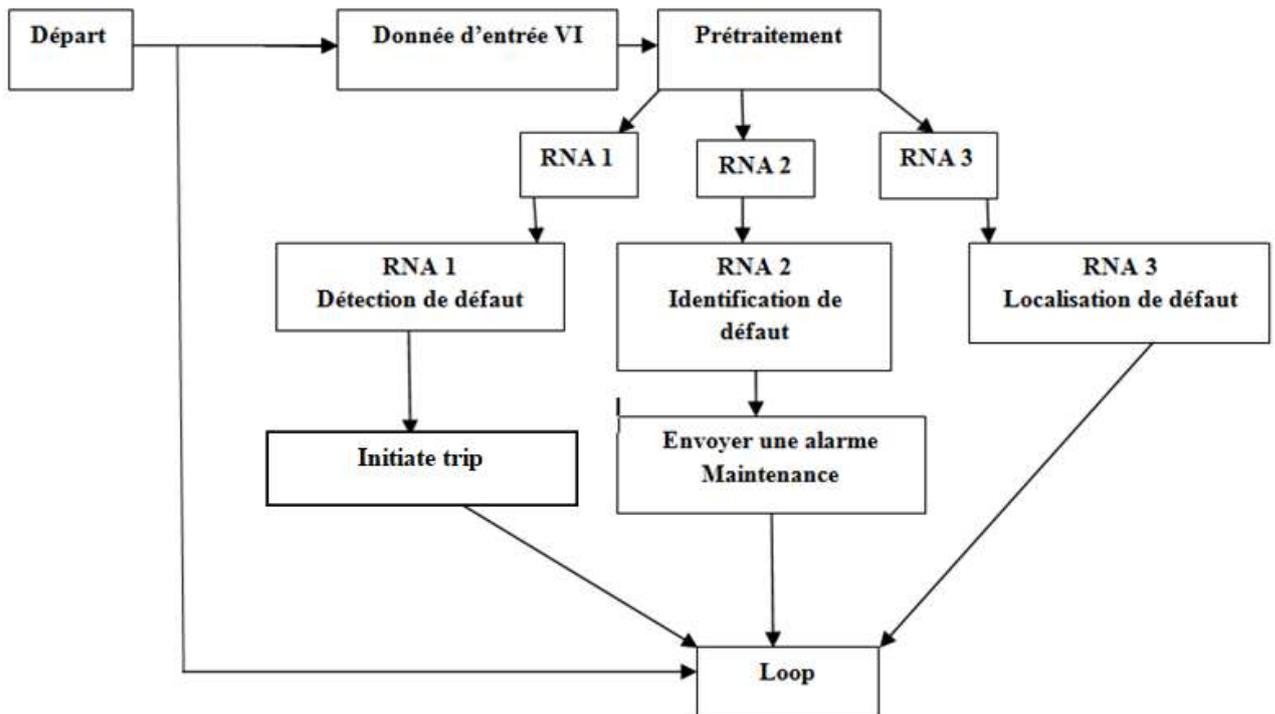


Figure II.12: Diagramme de défauts montrant la méthode RNA.

La figure II.12 montre trois approches générales, à savoir la détection des défauts RNA1, l'identification des défauts par RNA2 et localisation des défauts par les RNA3. Fondamentalement, la formation de la structure du RNA pour chaque méthode est le même, cependant leur application respective diffère en termes de production et d'informations traitées. À la fin du RNA avec succès, une commande de déclenchement est donnée au circuit disjoncteur pour déclencher la ligne de transmission, et aussi un signal confirme l'emplacement du défaut. Ce processus est exécuté de manière itérative dans le détecteur de défaut par les RNA.

VI. Les différentes applications des RNA dans la protection des lignes de transmission

Les réseaux neuronaux ont été utilisés pour la localisation des défauts assez récemment [39] et ont pris une importance significative depuis que Sobajic et Pao ont utilisé des réseaux neuronaux pour la prédiction du temps de compensation critique [40]. Une large utilisation des réseaux de neurones a commencé à la fin des années 80 et au début des années 90.

Les réseaux neuronaux sont généralement utilisés pour obtenir une plus grande efficacité dans la détection, la classification et la localisation des défauts. De nombreuses recherches

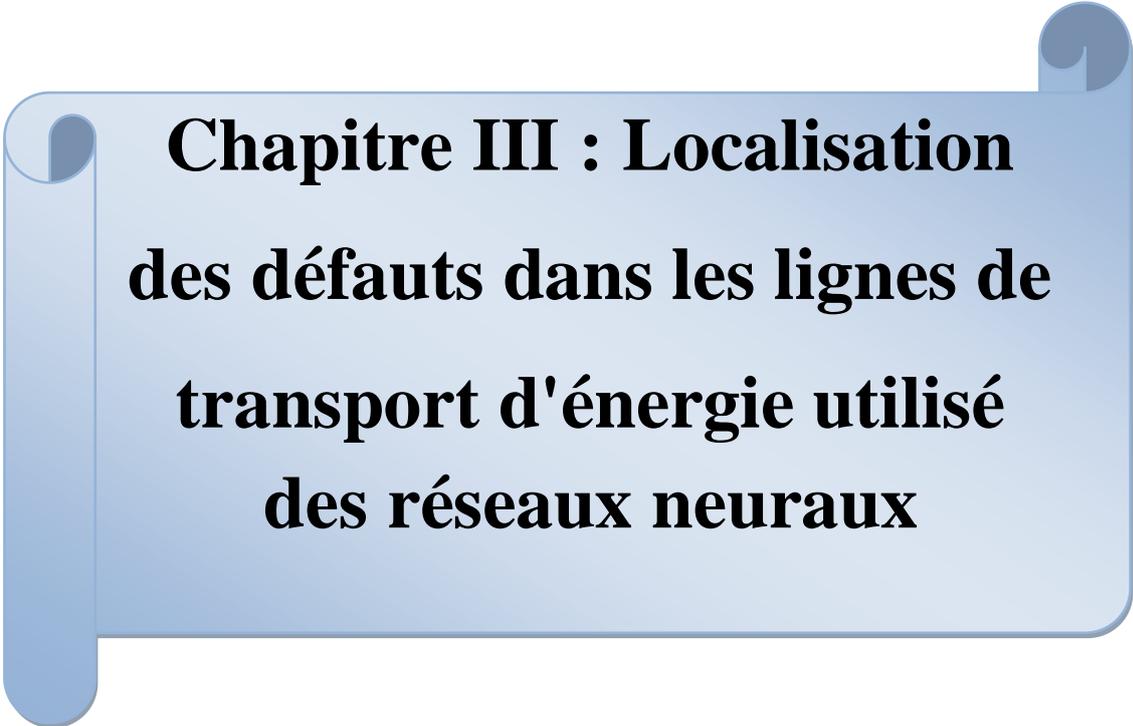
Chapitres II: Les réseaux de neurone et leur application dans la détection des défauts dans les lignes électrique

ont été effectuées et une littérature abondante a été publiée dans le domaine de la localisation des défauts à l'aide de réseaux de neurones. Certaines techniques et résultats importants qui ont été publiés sont brièvement discutés ici. Une majorité des travaux mentionnés ici ont utilisé la technique du perceptron multicouche à feed-forward. Kulicke et Dalstein [41] ont utilisé des réseaux de neurones pour la détection des défauts sur les lignes de transmission et ont également différencié les défauts avec et sans arc. Une nouvelle technique de détection et de localisation de défauts à haut débit utilisant des réseaux de neurones a été proposée par Rikalo, Sobajic et Kezunovic [42]. Chen et Maun ont largement étudié les techniques de localisation de défauts à une seule extrémité basées sur des réseaux neuronaux, tandis que Song a utilisé des réseaux de neurones pour la localisation des défauts sur des lignes compensées en série. D'autres travaux pertinents dans le domaine de la localisation des défauts à l'aide de réseaux de neurones artificiels peuvent être trouvés dans ces références [43-49].

VII. Conclusion

A partir du comportement du cerveau humain et d'un modèle neuronal biologique simple, les chercheurs ont arrivé à construire des modèles neuronaux artificiels plus complexes. Les réseaux de neurones présentent donc une très grande diversité,

Ce chapitre introduit les notions de base sur les réseaux de neurones artificiels. Au début, nous avons exposé les différentes architectures des réseaux de neurones ainsi que leurs types d'apprentissage. Finalement nous présentons les différentes applications des RNA dans la protection des lignes de transmission.



**Chapitre III : Localisation
des défauts dans les lignes de
transport d'énergie utilisé
des réseaux neuraux**

I. Introduction

Comme discuté dans le chapitre précédent, les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés pour le diagnostic et la protection des lignes de transmission d'énergie électrique.

Donc le but de ce chapitre est d'appliquer les RNA pour le diagnostic des lignes de transmission d'énergie électrique. Les deux étapes importantes dans l'application des réseaux neurologiques pour n'importe quel objectif sont :

- L'apprentissage.
- Le test de généralisation.

Pour les trois étapes de diagnostic (détection, classification et localisation), nous avons élaboré un programme sous environnement Matlab/Simulink basé sur la technique des RNA.

II. Modélisation du système de ligne de transport d'énergie

Un système de ligne de transmission de 220 kV a été utilisé pour développer et mettre en œuvre la stratégie proposée utilisant les RNA. La Figure III.1 montre un schéma unifilaire du système qui a été utilisé tout au long de la recherche, se compose d'une ligne de transmission de 82,5 km de 220 kV s'étendant entre deux transformateurs de mesure - l'un à l'extrémité d'émission et l'autre à l'extrémité de réception.

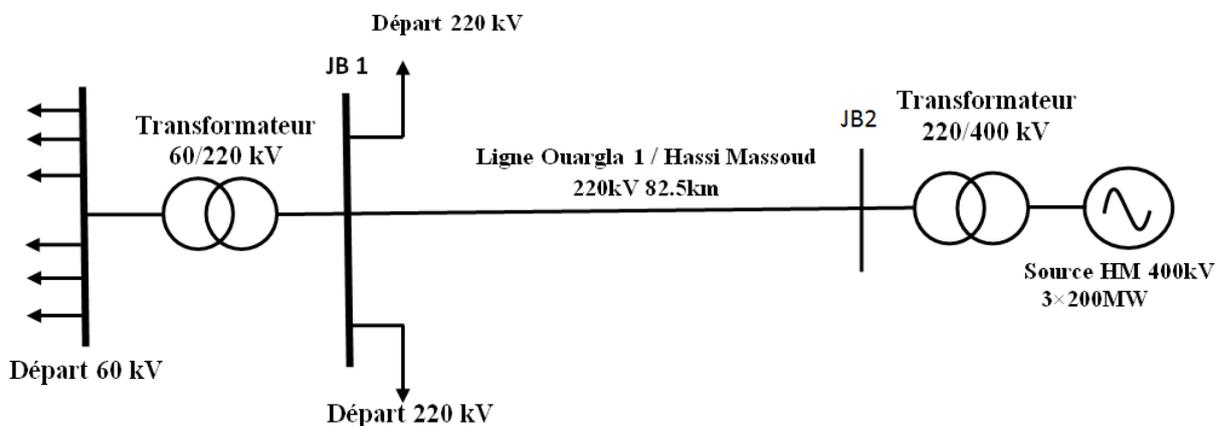


Figure III.1: Schéma unifilaire du système étudié.

La simulation est réalisée par le logiciel MATLAB 2013a dans l'environnement Simulink à l'aide de la boîte à outils Sim Power Systems. Les signaux de tension et de courant au niveau des jeux de barres '1' et '2' ont été mesurés à l'aide du bloc triphasé mesure V-I. le schéma bloc de simulation est montré sur la figure III.2.

Les valeurs des courants et des tensions en très haute tension sont relativement grandes de l'ordre de KA et KV. Avant d'être utilisées par les relais, ces valeurs doivent être réduites.

Cette fonction est assurée par des transformateurs qui assurent la réduction de la grandeur à mesurer. Ils convertissent soit la tension primaire (par des transformateurs de tension T.P) soit le courant primaire (par des transformateurs de courant T.C) en une valeur (tension ou courant) acceptable pour le fonctionnement du relais.

Le bloc de mesure V-I triphasé est utilisé pour mesurer les tensions et les courants au jeu de barre 1. Le simulateur de défaut triphasé est utilisé pour simuler divers types de défauts à divers endroits le long de la ligne de transmission.

Les valeurs des tensions et courants triphasés sont mesurées et modifiées en conséquence et sont finalement introduits dans le réseau de neurones en tant qu'entrées du RNA.

La boîte à outils Sim Power Systems a été utilisée pour générer l'ensemble des données d'entraînement pour le réseau de neurones dans les cas de défaut et de son- défaut.

Les défauts peuvent être classés en quatre catégories différentes, à savoir :

- Défauts phase à terre
- Défauts biphasé
- Défauts biphasé à la terre
- Défauts triphasés

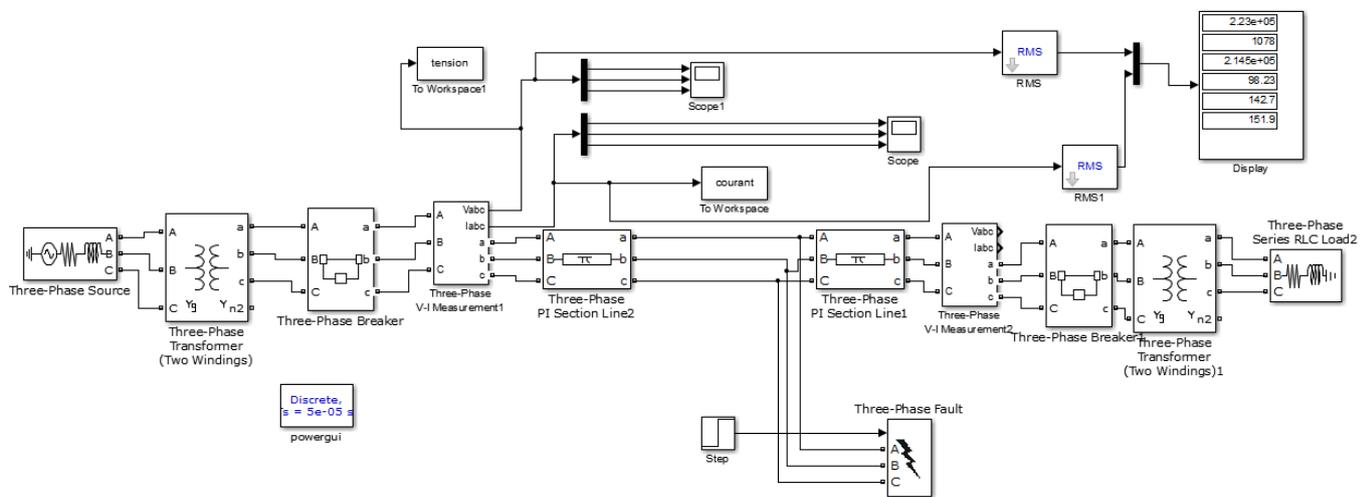


Figure III.2: Modèle de la ligne de transmission à 220 kV à l'aide du logiciel Matlab-Simulink.

Les paramètres détaillés de simulation sont les suivantes :

- Les alternateurs et le réseau équivalent sont représentés par des blocs Three-phase Source.
- Les transformateurs sont représentés par des blocs Three-Phase Transformer (Two Windings).

- Les lignes de transport sont modélisées par des blocs Distributed Parameters Line. Les paramètres des lignes sont:
 - $R1 = 0.01273 \Omega/\text{km}$ $R0 = 0.3864 \Omega/\text{km}$
 - $L1 = 0.9337\text{e-}3 \text{ H}/\text{km}$ $L0 = 4.1264\text{e-}3 \text{ H}/\text{km}$
 - $C1 = 12.74\text{e-}9 \text{ F}/\text{km}$ $C0 = 7.751\text{e-}9 \text{ F}/\text{km}$
- Les charges sont représentées par des blocs Three-Phase Parallel RLC Load.

III. Résultats de simulation

III.1 Réseau sain sans défaut

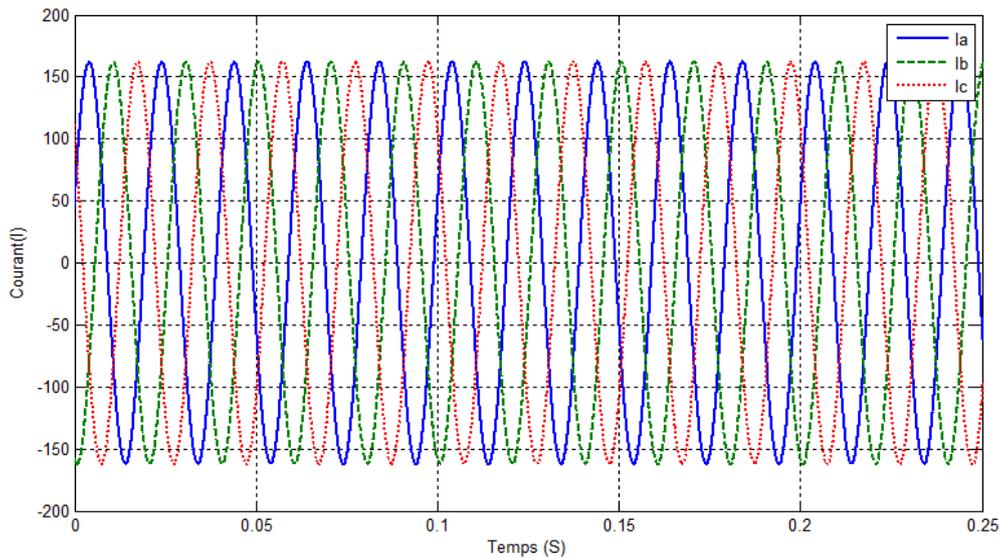


Figure III.3: Forme d'onde de courant sans défaut en temporelle d'un réseau sain.

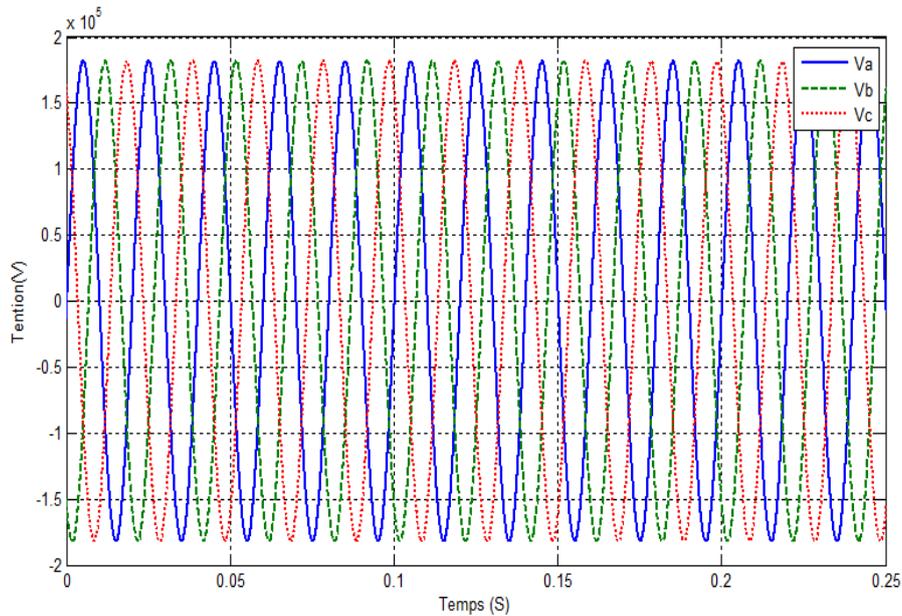


Figure III.4: Forme d'onde de tension sans défaut en temporelle d'un réseau sain.

III.2 Réseau avec défaut

Pour une résistance de défaut de 10Ω avec une distance $m = 5\text{km}$ à partir du jeu de barres '1' on prend les visualisations des signaux des courants et des tensions pour les différents types de défaut.

III.2.1 Défaut monophasé

Les signaux des tensions et des courants pour un défaut monophasé (phase a- terre) sont montrés sur les figures III.5 et III.6 respectivement.

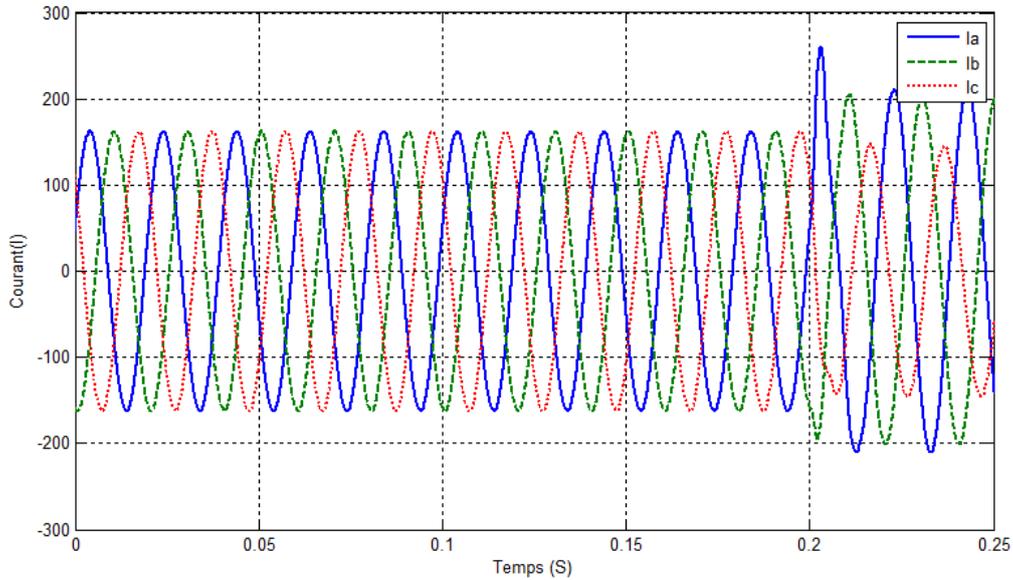


Figure III.5: Forme d'onde de courant monophasé en temporelle d'un réseau sain.

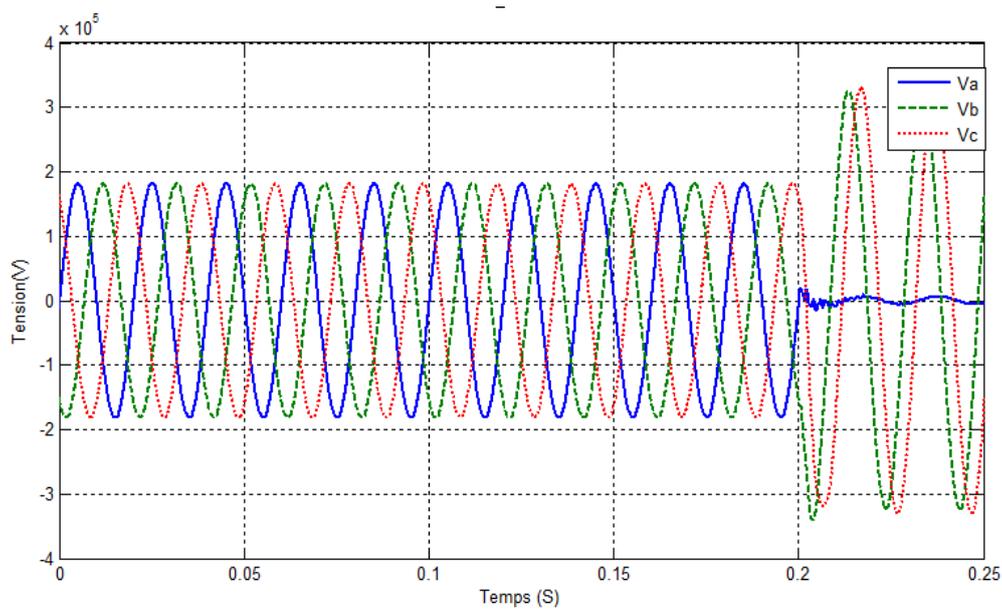


Figure III.6: Forme d'onde de tension monophasé en temporelle d'un réseau sain.

III.2.2 Défaut biphasé

III.2.2.1 Défaut biphasé avec terre

Les signaux des tensions et des courants pour un défaut biphasé (phase a - phase b- terre) sont montrés sur les figures III.7 et III.8 respectivement.

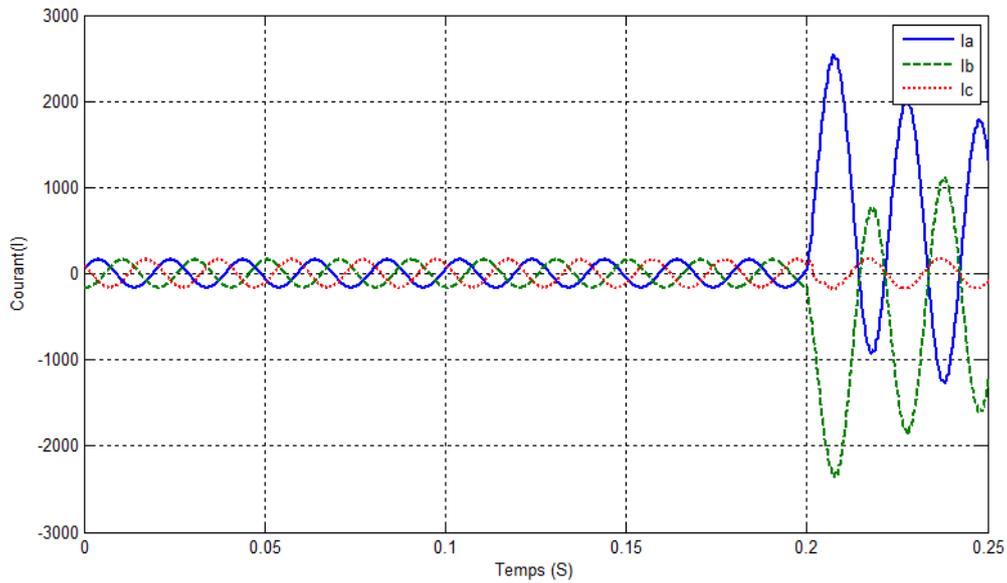


Figure III.7: Forme d'onde de courant biphasé avec terre en temporelle d'un réseau sain.

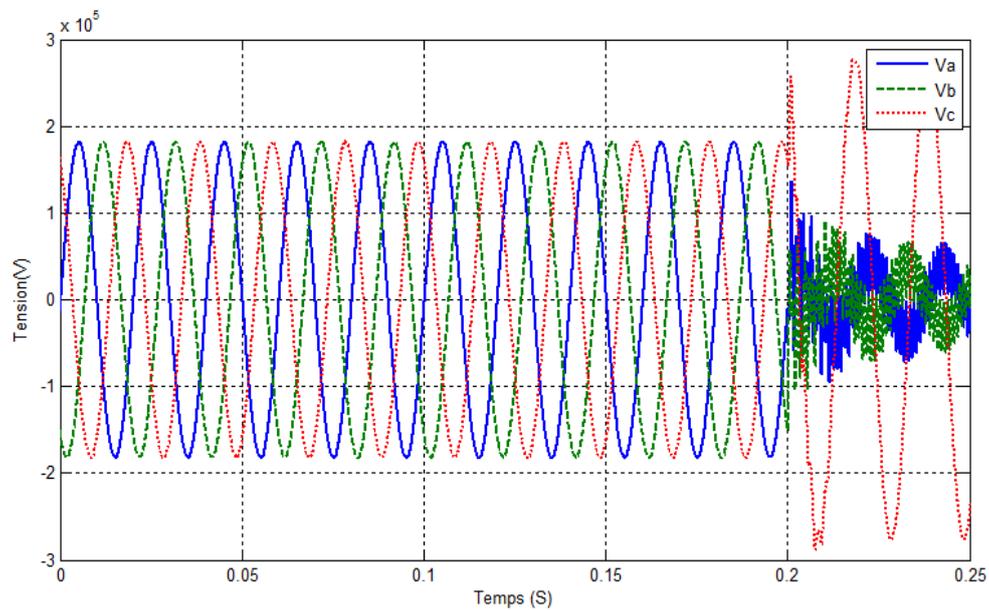


Figure III.8: Forme d'onde de tension biphasé avec terre en temporelle d'un réseau sain.

III.2.2.2 Défaut biphasé sans terre

Les signaux des tensions et des courants pour un défaut biphasé (phase a - phase b) sont montrés sur les figures III.9 et III.10 respectivement.

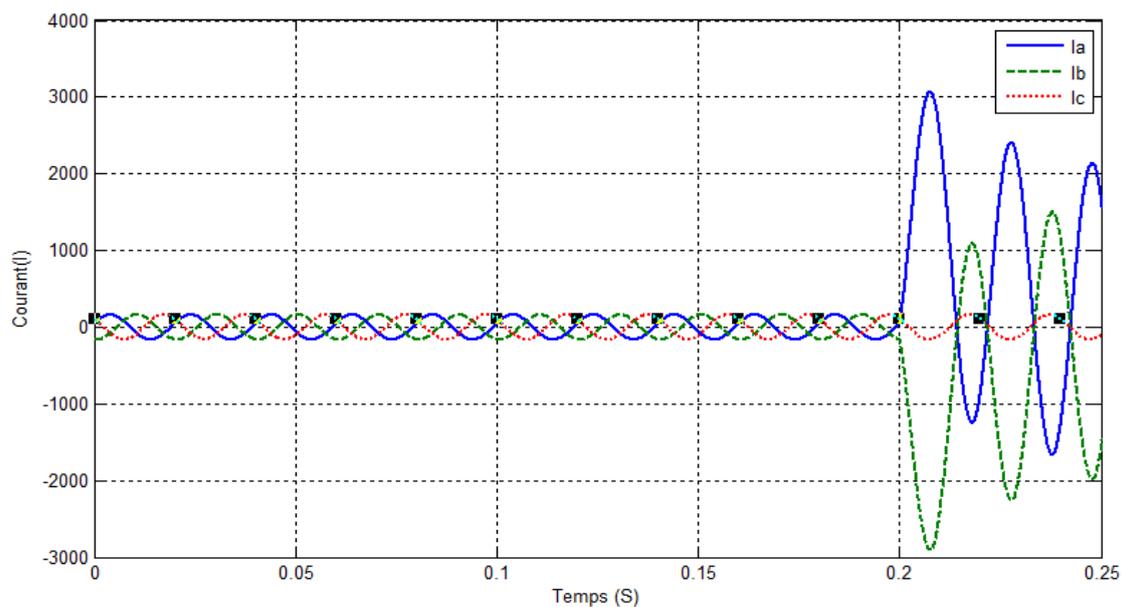


Figure III.9: Forme d'onde de courant biphasé sans terre en temporelle d'un réseau sain.

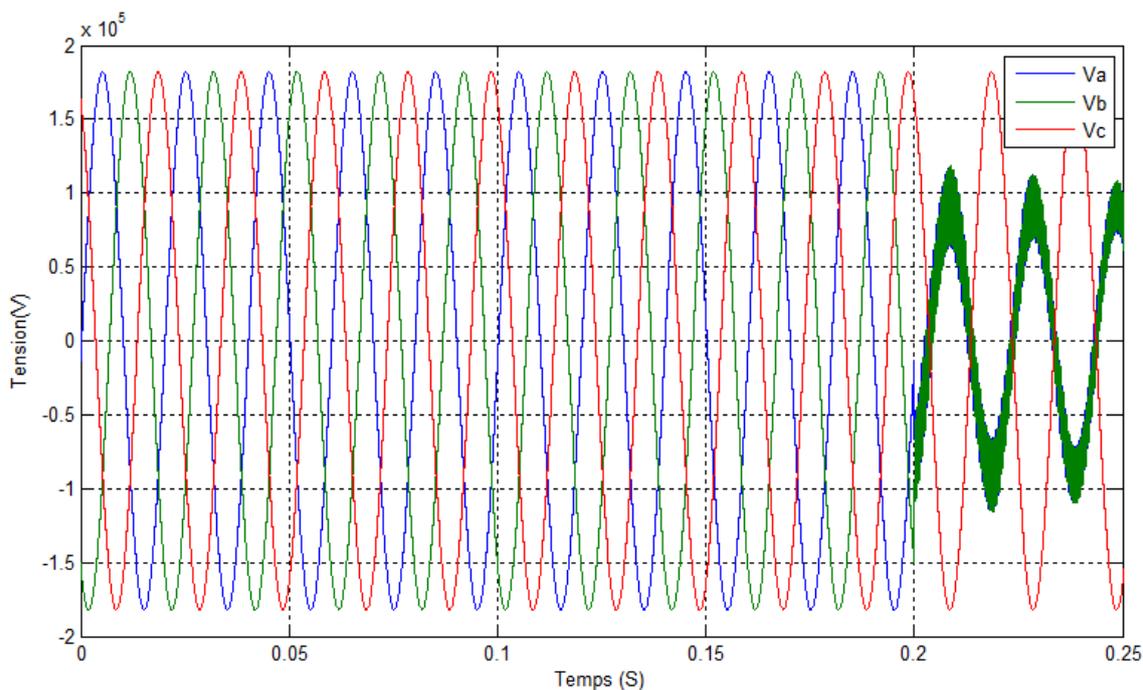


Figure III.10: Forme d'onde de tension biphasé sans terre en temporelle d'un réseau sain.

III.2.3 Défaut triphasé

Les signaux des tensions et des courants pour un défaut triphasé sont montrés sur les figures III.11 et III.12 respectivement.

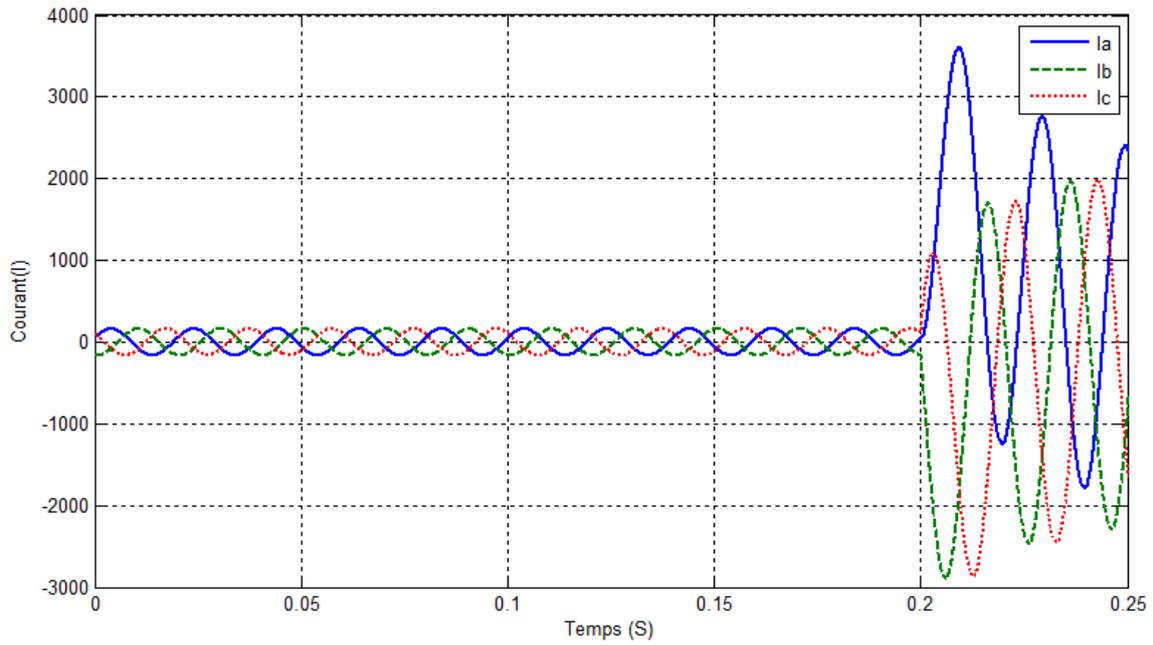


Figure III.11: Forme d'onde de courant triphasés en temporelle d'un réseau sain.

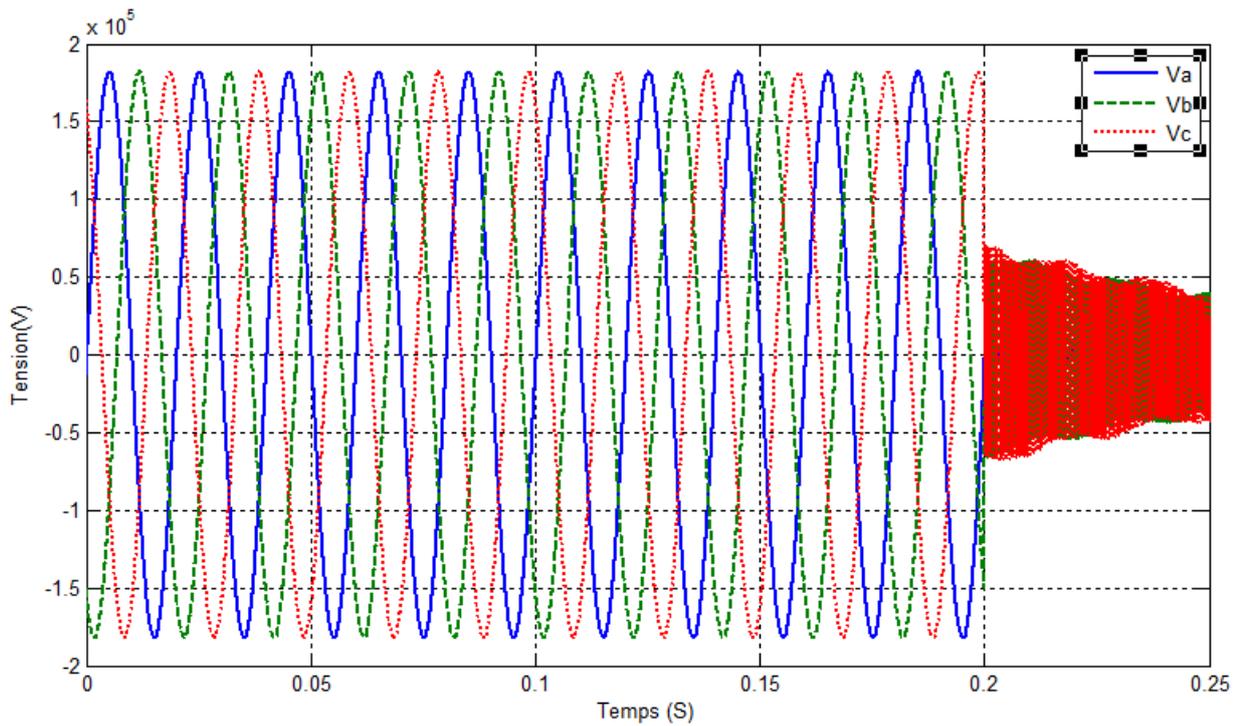


Figure III.12: Forme d'onde de tension triphasés en temporelle d'un réseau sain.

IV. Discussion des résultats de simulations

Lors d'un défaut il y'a une modification accidentelle affectant le fonctionnement normal d'un réseau, c'est-à-dire une augmentation ou une diminution des grandeurs nominales (tension, courant) dans un réseau électrique constitue un défaut ou une perturbation ,ce sont le plus souvent les variations anormales de la tension dont l'amplitude et la durée sont en fonction de la forme monophasé ou polyphasé des défauts ainsi que leur emplacement ,de l'intensité et de la fréquence qui sont à l'origine de ces perturbations.

V. Application des RNA dans la protection des lignes de transmission

V.1 Schéma générale proposé

Bien que le concept de base des relais reste le même, la technologie numérique a une influence significative sur le fonctionnement des relais a offert plusieurs améliorations par rapport aux relais électromécaniques traditionnels.

L'objectif principal de ce chapitre est de concevoir, développer, tester et mettre en œuvre une stratégie pour le diagnostic des défauts, comme le montre la figure III.3. Initialement, toutes les données qui sont collectées sont subdivisées en deux ensembles, à savoir les ensembles de données d'apprentissage et de test.

La première étape du processus est la détection des défauts. Une fois que nous savons qu'un défaut s'est produit sur la ligne de transmission, l'étape suivante consiste à classer le type du défaut dans les différentes catégories en fonction des phases en défaut.

Ensuite, la troisième étape consiste à localiser la position du défaut sur la ligne de transmission. L'objectif de cette opération est de proposer une méthode intégrée pour réaliser chacun de ces tâches utilisant des réseaux de neurones artificiels. Un réseau de neurones basé sur la rétro-propagation a été utilisé à des fins de détection de défaut et un autre similaire à des fins de défaut classification. Pour chacun des différents types de défauts, des réseaux de neurones distincts ont été utilisé à des fins de localisation de défauts. Chacune de ces étapes a été décrite dans l'organigramme illustré sur la figure III.13.

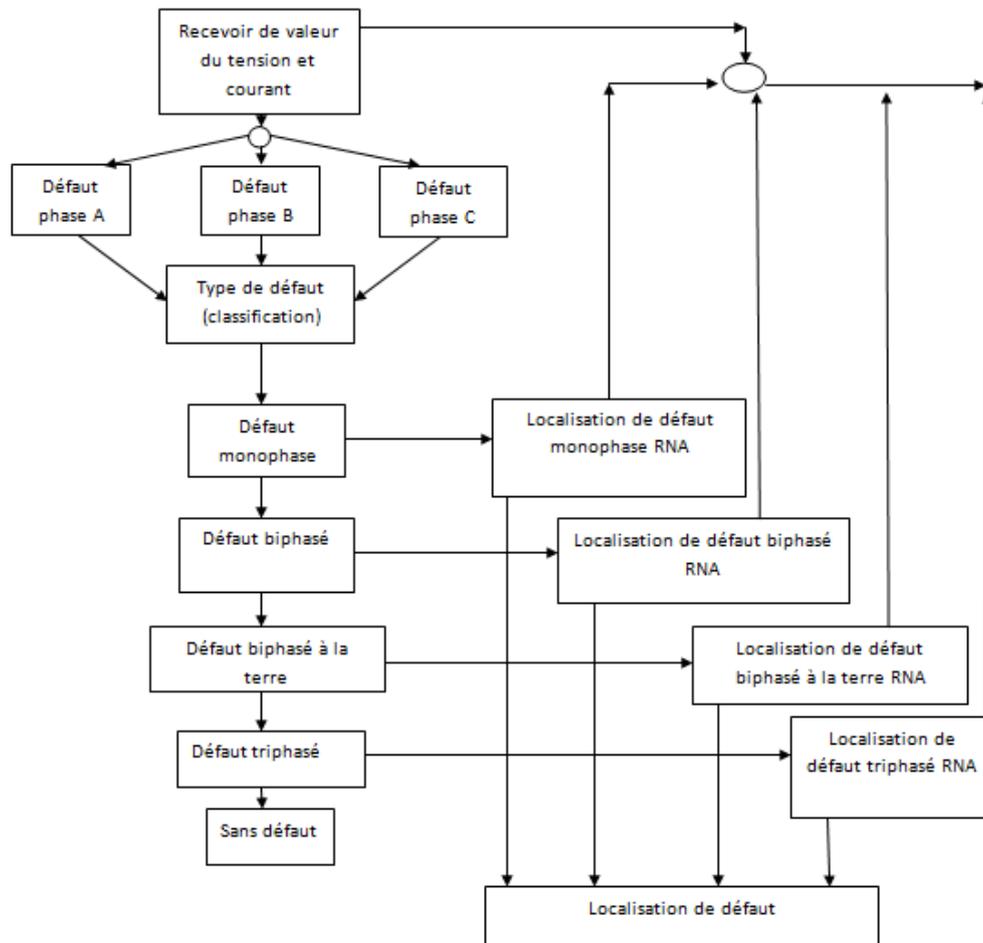


Figure III.13: Organigramme illustrant les grandes lignes du schéma proposé

V.2 Présentation du processus d'apprentissage

Deux étapes importantes dans l'application des RNA l'apprentissage et teste. La première des deux étapes, à savoir l'entraînement du réseau de neurones, est discuté dans cette section. L'apprentissage est le processus par lequel le réseau de neurones apprend des entrées et met à jour ses poids en conséquence. Afin de former le réseau de neurones, nous besoin d'un ensemble de données appelé ensemble de données d'apprentissage qui est un ensemble de paires d'entrées-sorties introduites dans le réseau de neurones. Ainsi, nous enseignons au réseau de neurones quelle devrait être la sortie, lorsque cette entrée particulière y est introduite. Les RNA apprend lentement l'ensemble d'apprentissage et développe lentement une capacité à généraliser sur ces données et sera finalement capable de produire une sortie lorsqu'une nouvelle donnée lui est fournie.

Cette fonction de performance peut être définie par l'utilisateur, mais généralement par anticipation les réseaux utilisent l'erreur quadratique moyenne comme fonction de performance et la même chose est adoptée tout au long de ce travail.

Comme déjà mentionné dans le chapitre précédent, toutes les tensions et courants alimentés dans le réseau neurone sont mis à l'échelle par rapport à la tension et au courant correspondants valeurs avant l'apparition de défaut. Les sorties, en fonction de l'objectif du réseau de neurones peut être l'état de défaut, le type de défaut ou l'emplacement de défaut sur la ligne de transmission.

Pour la tâche d'entraînement des réseaux de neurones à différentes étapes, l'alimentation séquentielle de paire d'entrée et de sortie a été adoptée. Afin d'obtenir un grand ensemble d'apprentissage pour performances efficaces, chacun des dix types de défauts a été simulé à différents 32 emplacements le long de la ligne de transport considérée. Au vu de tous ces problèmes, environ 100 différents cas de défauts pour chacun des 10 types de défauts ont été simulés.

V.3 Présentation du processus de test

Comme déjà mentionné dans la section précédente, la prochaine étape importante à effectuée avant l'application des réseaux de neurones consiste à tester le réseau de neurones formé.

Il est très important de tester le RNA afin d'assurer que le réseau peut bien se généraliser et produire les résultats souhaités lorsque de nouvelles données sont présentées à il.

Il existe plusieurs techniques utilisées pour tester les performances d'un réseau formé, un dont quelques-uns sont discutés dans cette section. Une de ces techniques consiste à tracer le meilleur linéaire ajustement de régression entre les sorties réelles du réseau de neurones et les cibles souhaitées [50].

L'analyse de la pente de cette droite nous donne une idée sur le processus de formation idéalement la pente doit être égale à 1. De plus, le coefficient de corrélation (r) des résultats et des cibles mesure dans quelle mesure les sorties du RNA suivent les cibles souhaitées. Plus la valeur de « r » est proche de 1, la performance du réseau de neurones est meilleure. Une autre technique employée pour tester les réseaux de neurones est de tracer la matrice de confusion et de regarder le nombre réel de cas qui ont été classés positivement par le réseau de neurones [50]. Idéalement, ce pourcentage est 100, ce qui signifie qu'il n'y a eu aucune confusion dans le processus de classification. Par conséquent si la matrice de confusion indique des taux de classification positifs très faibles, elle indique que le réseau de neurones peut ne pas fonctionner correctement.

Le dernier et très évident moyen de tester le réseau de neurones est de lui présenter un tout nouvel ensemble de données avec des entrées et des cibles connues et calculer le pourcentage d'erreur dans la sortie des réseaux de neurones. Si la moyenne le pourcentage d'erreur dans la

sortie du RNA est acceptable, le réseau neuronal a réussi le test et peut être facilement appliqué pour une utilisation future.

L'ensemble de données qui lui sont fournies en trois ensembles différents, à savoir l'ensemble d'apprentissage, l'ensemble de validation et l'ensemble de teste. L'ensemble de données d'entraînement comme indiqué ci-dessus est utilisé pour entraîner le réseau en calculer le gradient et mettre à jour les poids du réseau. Le kit de validation est fourni pendant au réseau pendant le processus d'apprentissage (juste les entrées sans les sorties) et l'erreur dans l'ensemble de données de validation est surveillée tout au long du processus d'apprentissage. Quand le réseau commence à sur adapter les données, les erreurs de validation augmentent et lorsque le nombre des échecs de validation augmentent au-delà d'une valeur particulière, le processus d'apprentissage s'arrête pour éviter un sur ajustement supplémentaire des données et le réseau est renvoyé au nombre minimum d'erreurs de validation [50]. L'ensemble de test n'est pas utilisé pendant le processus d'apprentissage mais est utilisé pour tester les performances du réseau formé. Si l'ensemble de test atteint la valeur minimale de MSE à une itération significativement différente de celle de l'ensemble de validation, puis du réseau de neurones ne sera pas en mesure de fournir des performances satisfaisantes.

VI. simulation et résultats

VI.1 Détection de défaut par les RNA

Aux fins de la détection des défauts, diverses topologies de Perceptron multicouche ont été étudiées. Les différents facteurs qui jouent un rôle dans le choix de la topologie idéale sont la taille du réseau, la stratégie d'apprentissage employée et la taille de l'ensemble de données d'apprentissage après une étude exécutive, l'algorithme de rétro-propagation a été choisi comme la topologie idéale. Même si l'algorithme de rétro-propagation de base est relativement lent en raison aux faibles taux d'apprentissage employés, peu de techniques peuvent améliorer de manière significative les performances de l'algorithme. Le choix de la taille du réseau est très important car cela non seulement réduit le temps d'entraînement, mais améliore également considérablement la capacité du réseau neurone pour représenter le problème posé. Malheureusement, il n'y a pas de règle empirique qui puisse dicter le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche cachée dans un problème donné.

VI.1.1 Apprentissage du RNA utilisée

Dans la première étape qui est la phase de détection de défaut, le réseau prend six entrées à la fois, qui sont les tensions et les courants des trois phases pour dix défauts différents et également un cas sans défaut.

D'où l'apprentissage se compose d'environ 33 ensembles d'entrées-sorties (10 pour chacun des dix défauts et 3 pour le cas sans défaut) avec un ensemble de six entrées et une sortie dans chaque paire d'entrée-sortie. La sortie du réseau de neurones est juste un oui ou un non (1 ou 0) selon qu'il s'agit ou non d'un 30 défaut a été détecté. Après de nombreuses simulations, il a été décidé que le réseau a une couche cachée avec 10 neurones dans la couche cachée. Pour illustration, plusieurs réseaux de neurones (avec un nombre variable de couches cachées et de neurones par couche cachée) qui ont obtenu des performances satisfaisantes sont affichés et le meilleur neurone réseau a été décrit plus en détail.

a. Topologie du RNA utilisée

Notre RNA est construit pour la détection des défauts avec une structure de trois couches :

- Une couche d'entrée contenant 6 neurones qui sont les modules des tensions et des courants au jeu de barres 1 de la ligne protégée.
- Une couche cachée contenant le nombre de neurones nécessaires pour satisfaire le critère de la construction incrémentale, que nous détaillons par la suite.
- Une couche de sortie contenant deux neurones linéaires de rendement.

b. Architecture du RNA utilisée

La structure du réseau de neurones choisi pour la détection des défauts est illustrée à la Figure III.14 avec la couche d'entrée, les couches cachées et la couche de sortie. Il est à noter qu'ils sont 6 neurones dans la couche d'entrée, 1 couches cachées avec 10 neurones, et et un neurone dans la couche de sortie.

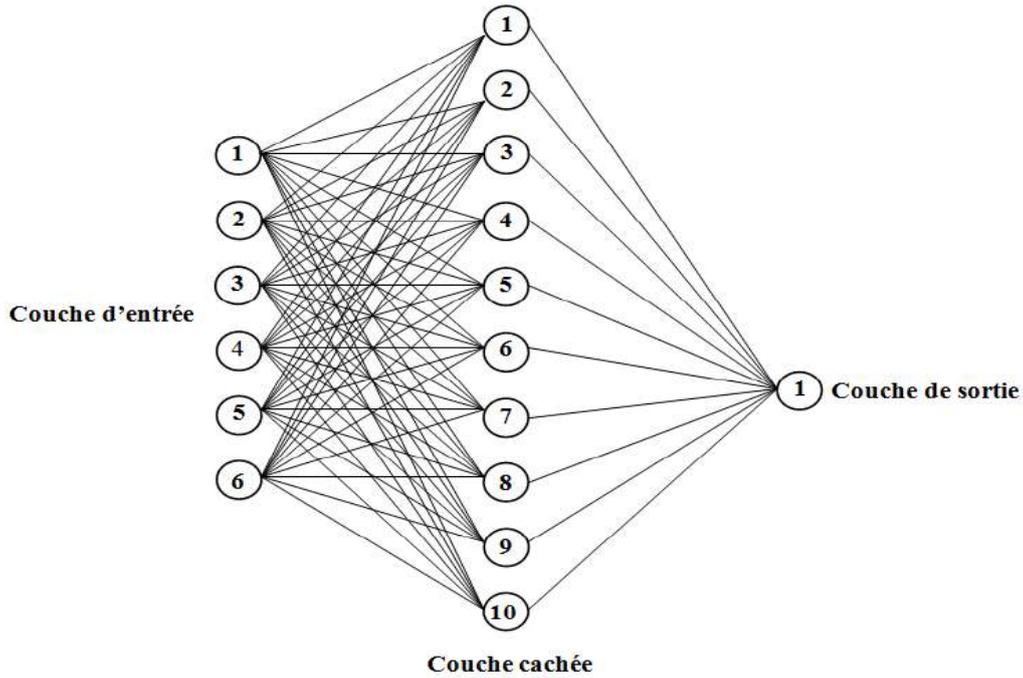


Figure III.14: RNA pour la détection des défauts (6 – 10 – 1)

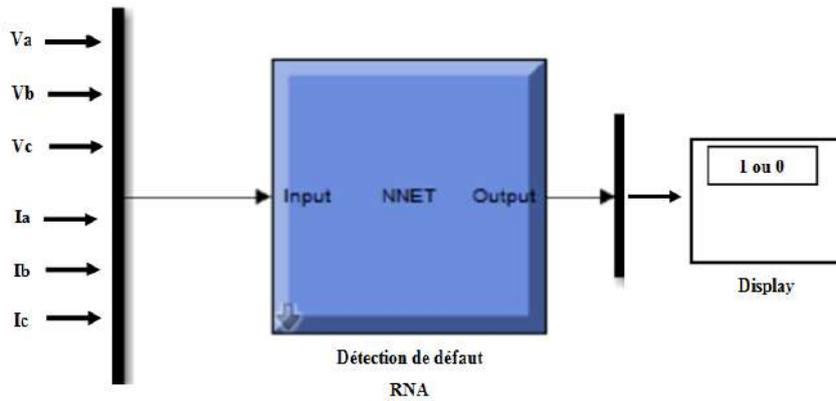


Figure III.15: Modèle RNA matlab Simulink pour détection des défauts.

VI.1.2 Entraînement du RNA

La figure III.13 montre les performances d'entraînement du réseau de neurones 6-10-1 (6 neurones dans la couche d'entrée, 1 couche cachée avec dix neurones et un neurone dans la couche de sortie).

Les performances d'apprentissage en termes d'erreur quadratique du réseau neurologique (6-10-1) pour les trois étapes d'apprentissage (entraînement, validation et test). On peut noter qu'après la diminution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) réalisée à la fin du processus d'apprentissage, la meilleure exécution du (MSE) pour l'étape de validation par ce réseau neurologique est 4.2151×10^{-4} après 4 itérations.

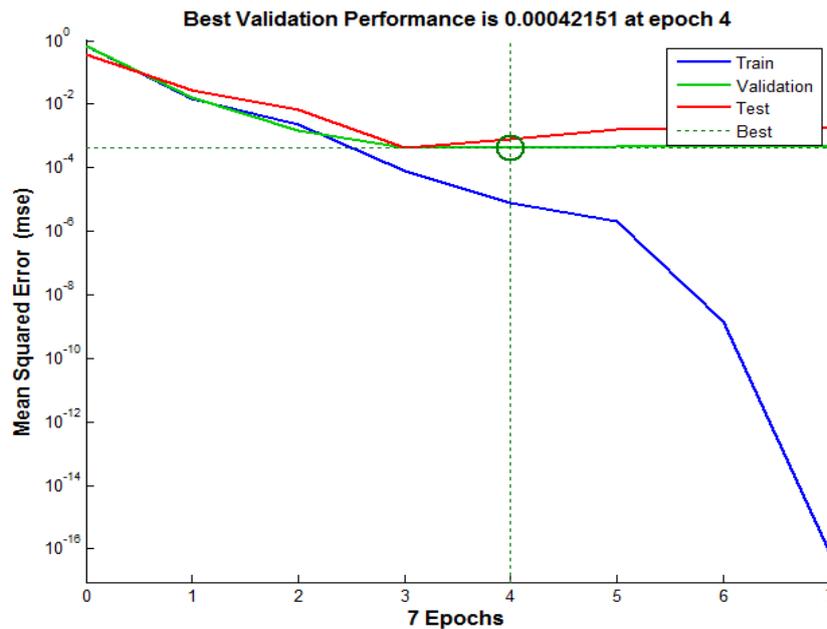


Figure III.16: Performances d'erreur quadratique moyenne du réseau (6-10-1).

La figure III.17 représente la meilleure régression linéaire adaptée entre les sorties et désirées pour les trois étapes d'apprentissage (entraînement, test et validation) du réseau neurologique avec 6 neurones dans la couche d'entrée, une couche cachée avec 10 neurones et 1 neurone dans la couche de rendement (6-10-1).

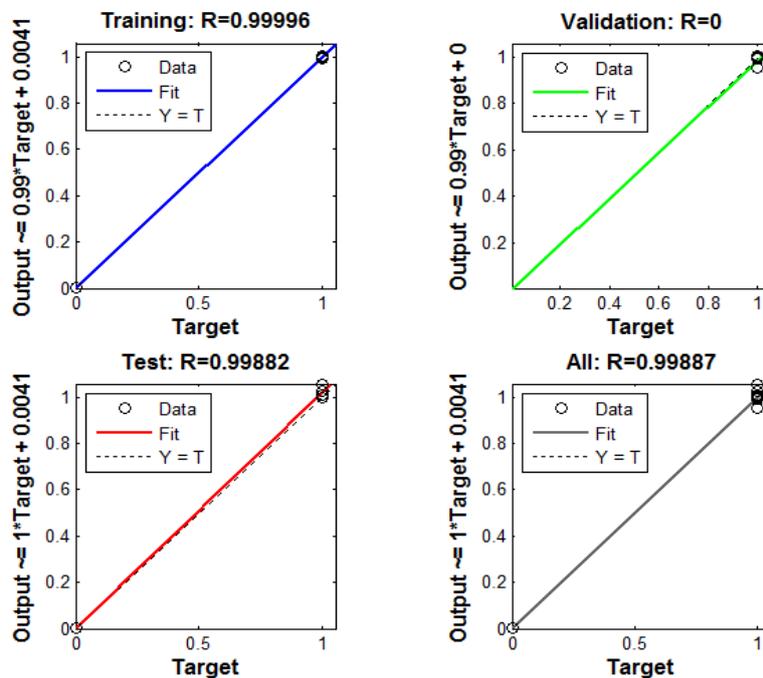


Figure III.17: Ajustement de régression des résultats par rapport aux cibles pour le réseau (6-10-1).

La figure III.18 présente un instantané du RNA formé avec les (6 – 10 – 1) configuration et il est à noter que le nombre d'itérations nécessaires à la formation du processus étaient de 8.

On peut voir que l'erreur quadratique moyenne dans la détection des défauts obtenue par la fin du processus de formation était $7.11e-17$.

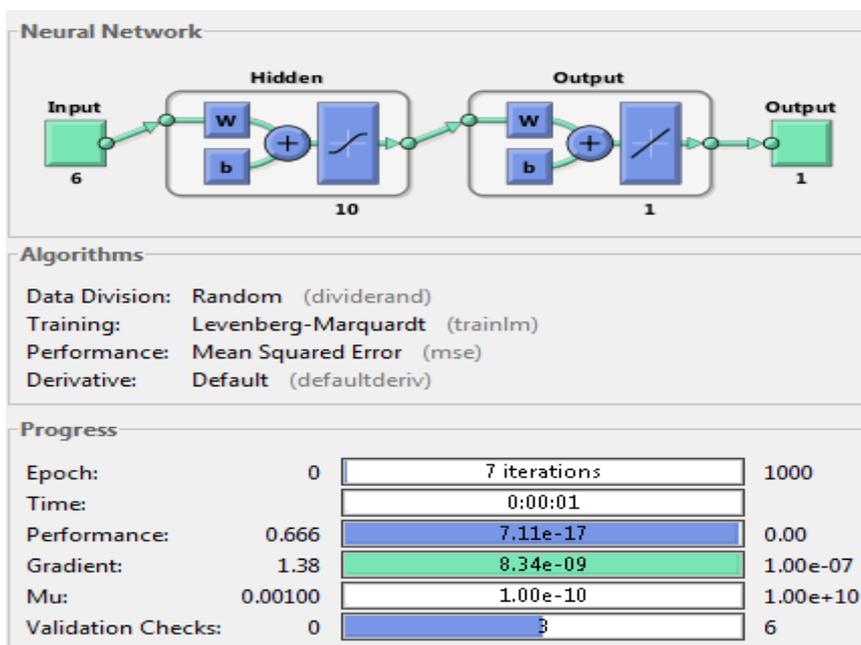


Figure III.18: Vue générale d'ensemble du RNA (6-10-1) choisie.

VI.1.3 Test de généralisation du RNA utilisé

La deuxième étape dans le processus d'application est le teste, c'est une étape consiste à tester notre RNA par un ensemble séparé de l'ensemble d'apprentissage appelées l'ensemble de teste pour analyser la capacité de généralisation et l'efficacité du réseau neurologique choisir. Le tableau suivant représente les résultats des testes pour les étapes de détection des défauts a une distance de 5 km.

Tab III.1: Résultats de test pour l'étape de détection.

Type de défaut	Sortie désirée	Sortie du RNA	Erreur moyenne de détection (%)	Efficacité du RNA
(sans défaut)	0	0.004	0.004%	99.996%
(A-G)	1	0.99	0.01%	99.99%
(B-G)	1	0.99	0.01%	99.99%
(C-G)	1	1.007	0.007%	99.993%
(AB)	1	1.002	0.002%	99.998%
(AC)	1	0.95	0.05%	99.95%
(BC)	1	1.004	0.004%	99.996%
(AB-G)	1	1	0%	100%
(AC-G)	1	0.99	0.01%	99.99%
(BC-G)	1	0.99	0.01%	99.99%
(ABC)	1	0.99	0.01%	99.99%

Efficacité total de détection du RNA (6-10-1) : 99.98%.

VI.2 Classification des défauts par les RNA

Une fois qu'un défaut a été détecté sur la ligne électrique, l'étape suivante consiste à identifier le type de défaut. Cette section présente une analyse de la phase de classification des défauts à l'aide des réseaux de neurones. Une revue des différents réseaux de neurones qui ont été analysés est fournie qui est suivi du réseau choisi.

Les classificateurs des défauts basés sur les réseaux des neurones ont été largement proposés et utilisés dans le passé et presque tous ces classificateurs utilisaient le perceptron multicouche réseaux des neurones et utilisé la stratégie d'apprentissage par rétro-propagation. Bien que de retour.

La stratégie d'apprentissage de propagation est intrinsèquement lente à apprendre et pose des difficultés choisir la taille optimale du réseau, c'est sans doute la stratégie idéale pour être utilisé lorsqu'il y a un grand ensemble d'apprentissage disponible car l'algorithme de rétro-propagation peut fournir une représentation distribuée très compacte d'ensembles de données complexes.

VI.2.1 Apprentissage du RNA utilisée

Le même processus qui a été utilisé dans la section précédente est également suivi dans cette section en termes de conception et de développement du classificateur neuronal.

Le réseau de neurones se compose de 6 entrées (trois pour le courant et trois pour la tension). Le réseau de neurones a quatre sorties, chacune d'elles correspondant à l'état de défaut de chacun des trois phases et une sortie pour la ligne de masse. Par conséquent, les sorties sont soit un 0, soit un 1 désignant l'absence ou la présence d'un défaut sur la ligne correspondante (A, B, C ou G où A, B et C désignent les trois phases de la ligne de transmission et G désigne la terre).

Ainsi les différentes permutations possibles peuvent représenter chacun des différents défauts par conséquent. Le réseau de neurone proposé doit être capable de distinguer avec précision entre les dix catégories possibles de défauts. La table de vérité représentant les défauts et la sortie idéale pour chacun des défauts est illustrée dans le tableau 4.2.

Par conséquent, l'ensemble d'apprentissage se composait d'environ 33 ensembles d'entrées-sorties (30 pour chacun des dix défauts et 3 pour le cas sans défaut) avec un ensemble de six entrées et 4 sortie dans chaque paire entrée-sortie.

Tab III.2: Sorties RNA du classificateur de défauts pour divers défauts.

	A	B	C	G
SAN DEFAUT	0	0	0	0
AG	1	0	0	1
BG	0	1	0	1
CG	0	0	1	1
AB	1	1	0	0
AC	1	0	1	0
BC	0	1	1	0
ABG	1	1	0	1
ACG	1	0	1	1
BCG	0	1	1	1
ABC	1	1	1	0

a. Topologie du RNA utilisée

Notre RNA est construit pour la détection des défauts avec une structure de trois couches :

- Une couche d'entrée contenant 6 neurones qui sont les modules des tensions et des courants au jeu de barres 1 de la ligne protégée.
- Une couche cachée contenant le nombre de neurones nécessaires pour satisfaire le critère de la construction incrémentale, que nous détaillons par la suite.
- Une couche de sortie contenant quatre neurones linéaires de rendement.

b. Architecture du RNA utilisée

La structure du réseau de neurones choisi pour la détection des défauts est illustrée à la Figure III.19 avec la couche d'entrée, les couches cachées et la couche de sortie. Il est à noter qu'ils sont 6 neurones dans la couche d'entrée, 1 couches cachées avec 10 neurones, et un neurone dans la couche de sortie.

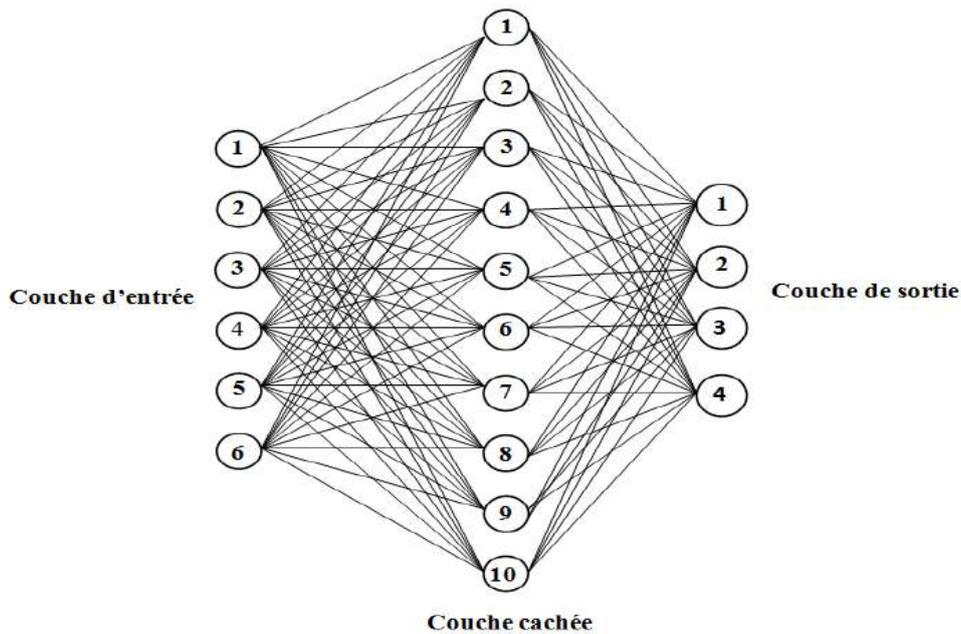


Figure III.19: RNA choisi pour la classification des défauts (6 – 10 – 4).

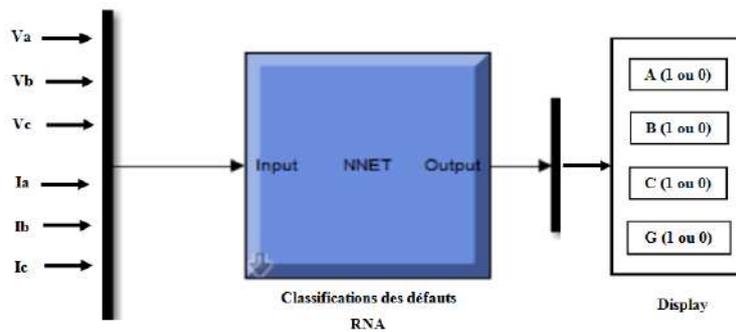


Figure III.20: Modèle RNA matlab Simulink pour classifications des défauts.

VI.2.2 Entraînement du RNA

La figure III.21 montre le tracé des performances d'entraînement du réseau de neurones 6-10-4 (6 neurones dans la couche d'entrée, 1 couche cachée avec dix neurones et 4 neurone dans la couche de sortie. Les performances d'apprentissage en termes d'erreur quadratique du réseau neurologique (6-10-4) pour les trois étapes d'apprentissage (entraînement, validation et test). On peut noter qu'après la diminution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) réalisée à la fin du processus d'apprentissage, la meilleure exécution du (MSE) pour l'étape de validation par ce réseau neurologique est 2.1955×10^{-3} après 7 itérations.

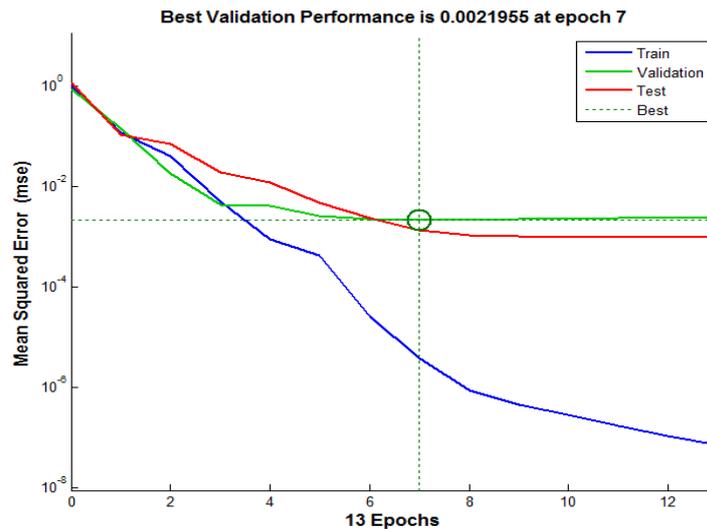


Figure III.21: Performances d'erreur quadratique moyenne du réseau (6-10-4).

Figure III.22 trace la meilleure régression linéaire adaptée entre les sorties et les sorties désirées pour les trois étapes d'apprentissage (entraînement, test et validation) du réseau neurologique avec 6 neurones dans la couche d'entrée, une couche cachée avec 10 neurones et 4 neurone dans la couche de rendement (6-10-4).

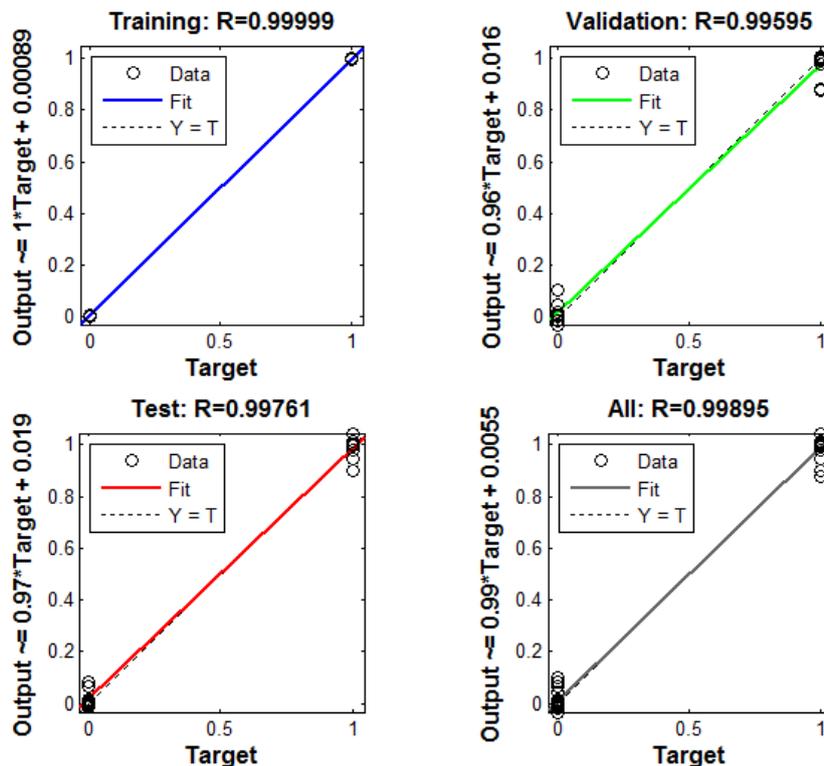


Figure III.22: Ajustement de régression des résultats par rapport aux cibles pour le réseau (6-10-4).

La figure III.23 donne un aperçu du réseau de neurones et est une capture d'écran de la fenêtre d'entraînement simulée à l'aide de la boîte à outils de réseau neuronal artificiel dans

Simulink. Il est important de noter que la présentation de formation a convergé vers 13 itérations et que la performance en termes d'erreur quadratique moyenne obtenue à la fin du processus de formation était $7.13e-8$.

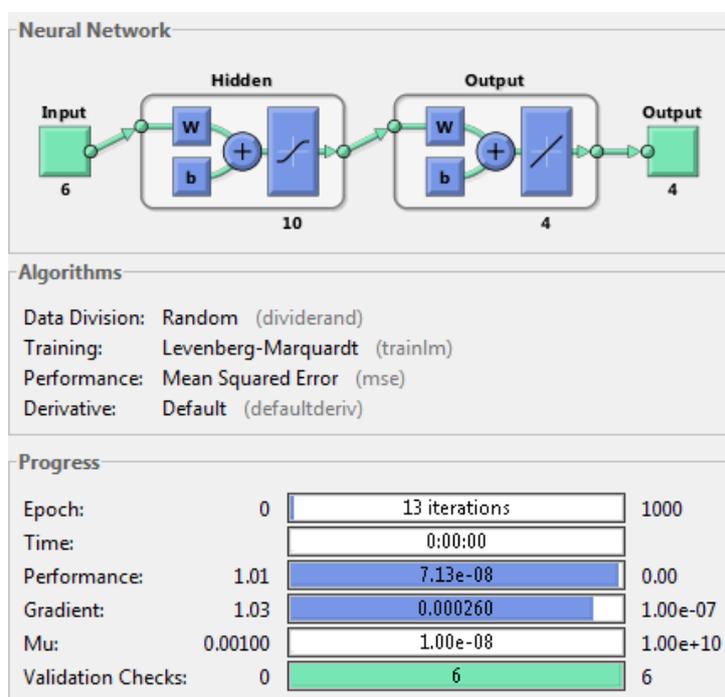


Figure III.23: Vue d'ensemble de l'RNA avec configuration (6-10-4),
choisi comme classificateur de défauts.

La figure III.23 montre la structure de l'RNA choisi aux fins de la faute classification et le réseau de neurones a 6 neurones dans la couche d'entrée, 10 neurones dans la couche cachée et quatre neurones dans la couche de sortie, comme indiqué. Chacun des neurones de la couche de sortie indiquerait la condition de défaut sur chacune des trois phases (A, B et C) et le quatrième neurone est d'identifier si le défaut est un défaut à la terre. Une sortie de 0 correspond à l'absence de défaut tandis qu'une sortie de 1 indique que la phase est en défaut.

VI.2.3 Test de généralisation du RNA utilisé

La deuxième étape dans la présentation d'application le teste, c'est une étape consiste à tester notre RNA par un ensemble séparé de l'ensemble d'apprentissage appelées l'ensemble de teste pour analyser la capacité de généralisation et l'efficacité du réseau neurologique choisir. Le tableau suivant représente les résultats des testes pour les étapes de classification des défauts a une distance 20 km.

Chapitre III : Application et Résultats

Tab III.3: Résultats de test pour l'étape de classification.

Type de défaut	Les phases /terre(ABCG)	Sortie désirée	Sortie du RNA	Erreur moyenne de classification (%)	Efficacité du RNA
Sans défaut	A	0	0.0006	0.0006%	99.99%
	B	0	0.007	0.007%	
	C	0	0.0003	0.0003%	
	G	0	0.0002	0.0002%	
(A-G)	A	1	0.99	0.01%	99.97%
	B	0	0.0001	0.0001%	
	C	0	0.002	0.002%	
	G	1	0.99	0.01%	
(B-G)	A	0	0.0004	0.0004%	99.98%
	B	1	1.003	0.003%	
	C	0	0.002	0.002%	
	G	1	0.99	0.01%	
(C-G)	A	0	0.00004	0.00004%	99.98%
	B	0	0.00006	0.00006%	
	C	1	1.001	0.001%	
	G	1	0.99	0.01%	
(AB)	A	1	1.004	0.004%	99.96%
	B	1	1.01	0.01%	
	C	0	0.002	0.002%	
	G	0	0.019	0.019%	
(AC)	A	1	1	0%	99.99%
	B	0	0.0003	0.0003%	
	C	1	1.001	0.001%	
	G	0	0.001	0.001%	
(BC)	A	0	0.004	0.004%	99.97%
	B	1	0.99	0.01%	
	C	1	1.006	0.006%	
	G	0	0.003	0.003%	
(AB-G)	A	1	1	0%	99.94%
	B	1	0.99	0.01%	
	C	0	0.007	0.007%	
	G	1	0.96	0.04%	
(AC-G)	A	1	1	0%	99.98%
	B	0	0.0006	0.0006%	
	C	1	1.001	0.001%	
	G	1	0.99	0.01%	
(BC-G)	A	0	0.00003	0.00003%	99.98%
	B	1	1	0%	
	C	1	1	0%	
	G	1	0.99	0.01%	
(ABC)	A	1	0.99	0.01%	99.94%
	B	1	0.98	0.02%	
	C	1	1.001	0.001%	
	G	0	0.02	0.02%	

Efficacité total de classification du RNA (6-10-4) : 99.97%.

VI.3 Localisation des défauts

Cette section traite de la conception, du développement et de la mise en œuvre des localisateurs de défauts basés sur un réseau des neurones pour chacun des différents types des

défauts. Cela constitue la troisième étape de l'ensemble de présentation de localisation des défauts après le début du défaut.

a. Topologie du RNA utilisée

Notre RNA est construit pour la localisation des défauts avec une structure de trois couches :

- Une couche d'entrée contenant 6 neurones qui sont les modules des tensions et des courants au jeu de barres 1 de la ligne protégée.
- Une couche cachée contenant le nombre de neurones nécessaires pour satisfaire le critère de la construction incrémentale, que nous détaillons par la suite.
- Une couche de sortie contenant deux neurones linéaires de rendement.

b. Architecture du RNA utilisée

La structure du réseau de neurones choisi pour la détection des défauts est illustrée à la Figure III.24 avec la couche d'entrée, les couches cachées et la couche de sortie. Il est à noter qu'ils sont 6 neurones dans la couche d'entrée, 1 couches cachées avec 15 neurones, et deux neurones dans la couche de sortie.

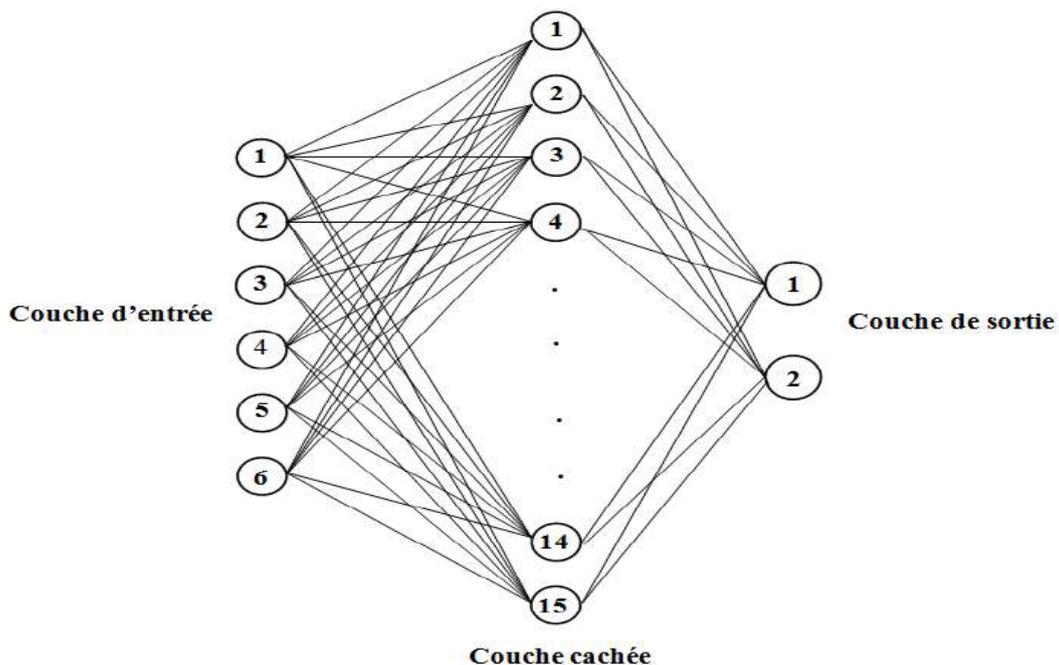


Figure III.24: RNA choisi pour la localisation des défauts (6 – 15 – 2).

La Figure III.25 montre la structure du RNA choisi pour les défauts triphasés avec 6 neurones dans la couche d'entrée, une couche cachée avec dix neurones et deux neurones dans la couche de sortie (6 – 15 – 2).

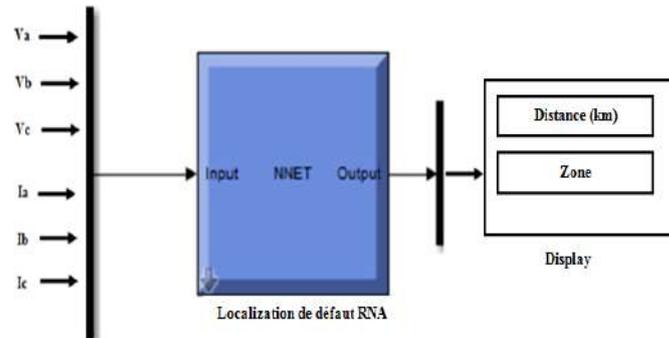


Figure III.25: Modèle RNA matlab Simulink pour localisation des défauts.

VI.3.1 Entraînement du RNA

Dans la troisième étape, qui est l'étape de localisation du défaut, le réseau prend six entrées à la fois, qui sont les tensions et les courants pour dix défauts différentes. Par conséquent, la configuration se compose d'environ 90 groupes d'E/S (10 pour chacune des 10 défauts) avec un groupe de six entrées et deux sorties dans chaque paire d'E/S. Après plusieurs simulations, il a été décidé que le réseau devrait contenir une couche cachée avec 15 neurones dans la couche cachée.

La figure III.26 On peut noter qu'après la diminution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) réalisée à la fin du processus d'apprentissage, la meilleure exécution du (MSE) pour l'étape de validation par ce réseau neurologique est 1.2623 après 115 itérations.

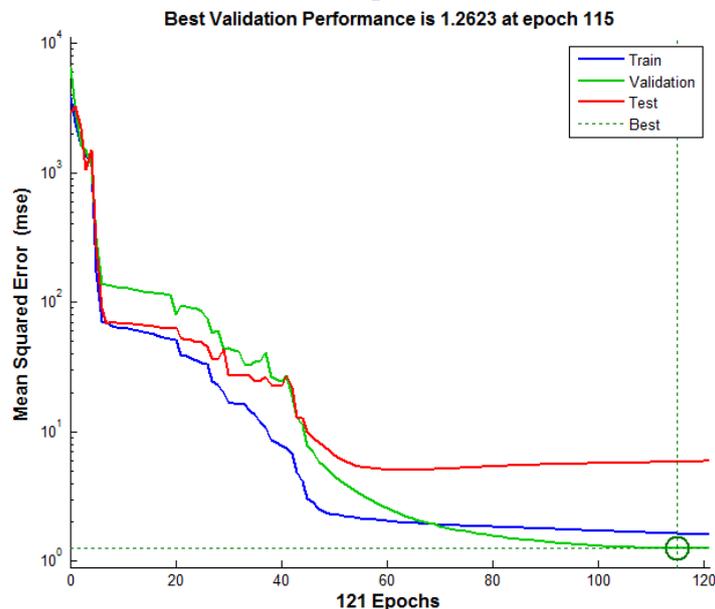


Figure III.26: Performances d'erreur quadratique moyenne du réseau (6-15-2).

La figure III.27 présente la meilleure régression linéaire adaptée entre les sorties et les sorties désirées pour les trois étapes d'apprentissage (entraînement, test et validation) du réseau neurologique avec 6 neurones dans la couche d'entrée, une couche cachée avec 15 neurones et 2 neurone dans la couche de rendement (6-15-2).

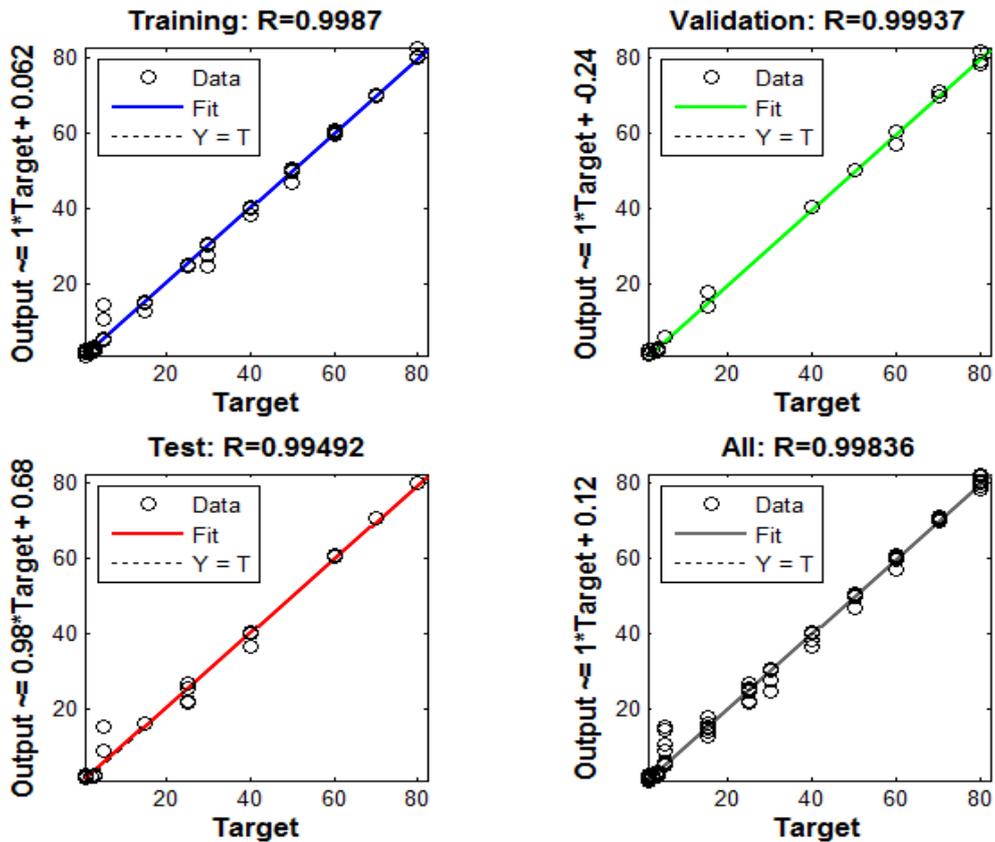


Figure III.27: Ajustement de régression des résultats par rapport aux cibles pour le réseau (6-15-2).

La Figure III.28 donne un aperçu du réseau de neurones et est une capture d'écran de la fenêtre d'entraînement simulée à l'aide de la boîte à outils de réseau neurone artificiel dans Simulink. Il est important de noter la présentation de formation a convergé vers 121 itérations et que la performance en termes d'erreur quadratique moyenne obtenue à la fin de la présentation l'apprentissage était 1.6.

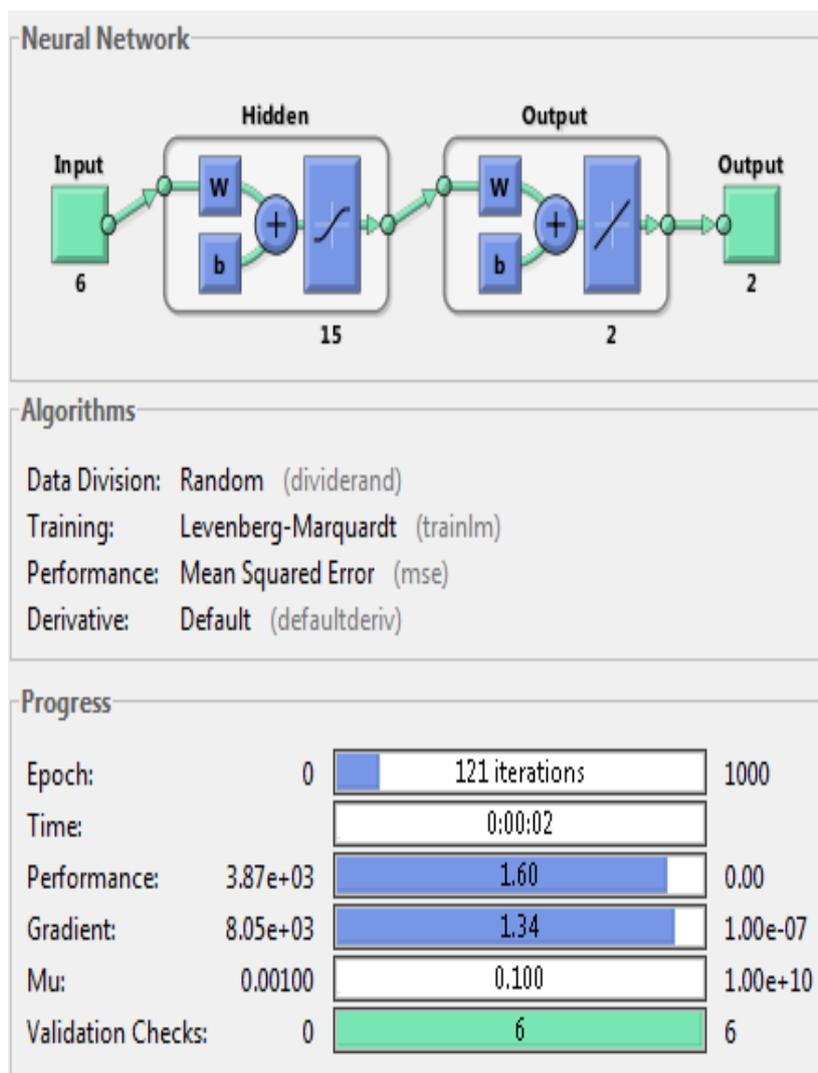


Figure III.28: Vue d'ensemble de l'RNA avec configuration (6-15-2), choisi comme localisation de défauts.

VI.3.2 Test de généralisation du RNA

La deuxième étape dans la présentation d'application est le test, c'est une étape consiste à tester notre RNA par un ensemble séparé de l'ensemble d'apprentissage appelées l'ensemble de test pour analyser la capacité de généralisation et l'efficacité du réseau neurologique choisir.

Tab III.4: Résultats de test pour l'étape de localisation.

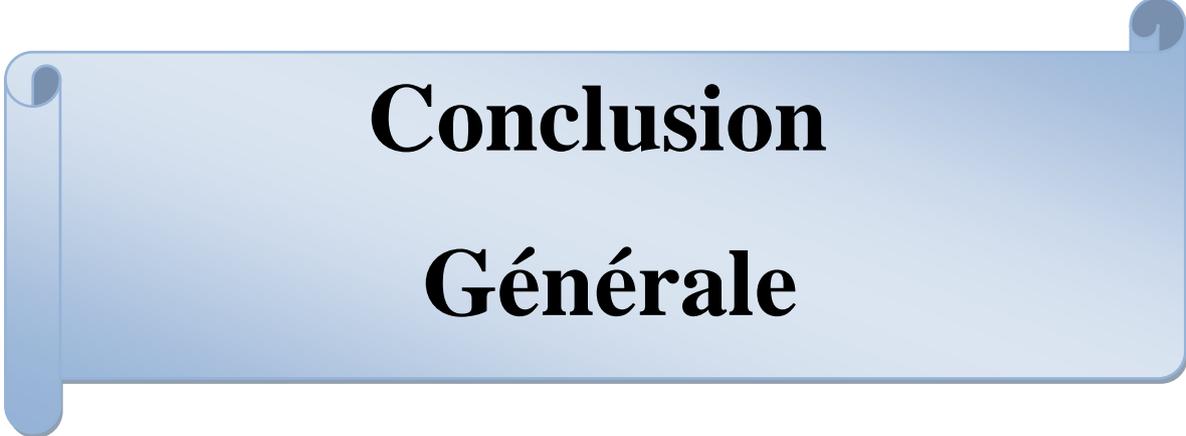
Type de défaut	Les Zone /Distance (km)	Sortie désirée	Sortie du RNA	Erreur moyenne de localisation (%)	Efficacité du RNA
(A-G)	zone	1	1.7	70%	91%
	distance	10 km	10.67 km	0.67%	
(AB)	zone	1	1.16	0.16%	
	distance	10 km	10.2 km	0.2%	
(AB-G)	zone	1	1.05	0.05%	
	distance	10 km	9.84 km	0.16%	
(ABC)	zone	1	0.91	0.09%	
	distance	10 km	9.82 km	0.18%	
(A-G)	zone	2	1.96	0.04%	99.3%
	distance	40 km	39.75 km	0.25%	
(AB)	zone	2	1.89	0.11%	
	distance	40 km	39.89 km	0.11%	
(AB-G)	zone	2	2.05	0.05%	
	distance	40 km	39.87	0.13%	
(ABC)	zone	2	1.99	0.01%	97.86%
	distance	40 km	39.95 km	0.05%	
(A-G)	zone	3	2.22	0.78%	
	distance	70 km	69.89 km	0.11%	
(AB)	zone	3	2.96	0.04%	
	distance	70 km	69.47 km	0.53%	
(AB-G)	zone	3	3.13	0.13%	
	distance	70 km	69.64 km	0.36%	
(ABC)	zone	3	2.87	0.13%	
	distance	70 km	70.01 km	0.01%	

L'efficacité totale de classification du RNA (6-15-2) : 96.54%.

VII. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié l'application des réseaux de neurones artificiels pour la détection, classification et localisation des défauts électrique dans les lignes de transmission d'énergie électrique THT réel (Hassi Messaoud / Ouargla1). La méthode développée utilise la valeur efficace des tensions et des courants triphasés comme entrées au RNA. Les entrées ont été normalisées par rapport à leurs valeurs avant défaut respectivement. Différents types de défauts possibles, à savoir les défauts phase-terre, défaut biphasé et défauts triphasés, ont été pris en considération dans ce travail. Tous les RNA étudiés appartiennent à l'architecture des réseaux de neurones à rétro-propagation.

L'importance de choisir la configuration des RNA la plus appropriée, afin d'obtenir les meilleures performances du réseau, a été soulignée dans ce travail. On peut dire qu'à l'aide des outils développés dans ce chapitre, on peut détecter classier et localiser n'importe quel défaut qui peut se produire dans cette ligne de transmission. Les résultats obtenus laissent entrevoir une application en temps réel.



**Conclusion
Générale**

Conclusion générale

Les lignes de transmission font partie des réseaux électriques, mais les opérateurs de réseau subissent un grand nombre de défauts. En réponse à cela, il y a eu un certain nombre de tentatives d'atténuer les défauts des lignes de transmission. Le but de cette mémoire de master était d'étudier la faisabilité des réseaux de neurones artificiels en tant que mécanisme de détection des défauts pour les lignes de transmission. Il existe trois méthodes de protection pour les lignes de transmission, nommément détection, classification et localisation des défauts.

Divers types de défauts possibles, à savoir les défauts monophasé phase-terre, biphasé, biphasé-terre et triphasés, ont été pris en considération dans ce travail et des RNA distincts ont été proposés pour chacun de ces défauts. Tous les réseaux de neurones étudiés dans cette thèse appartiennent à l'architecture de réseau de neurones à rétropropagation.

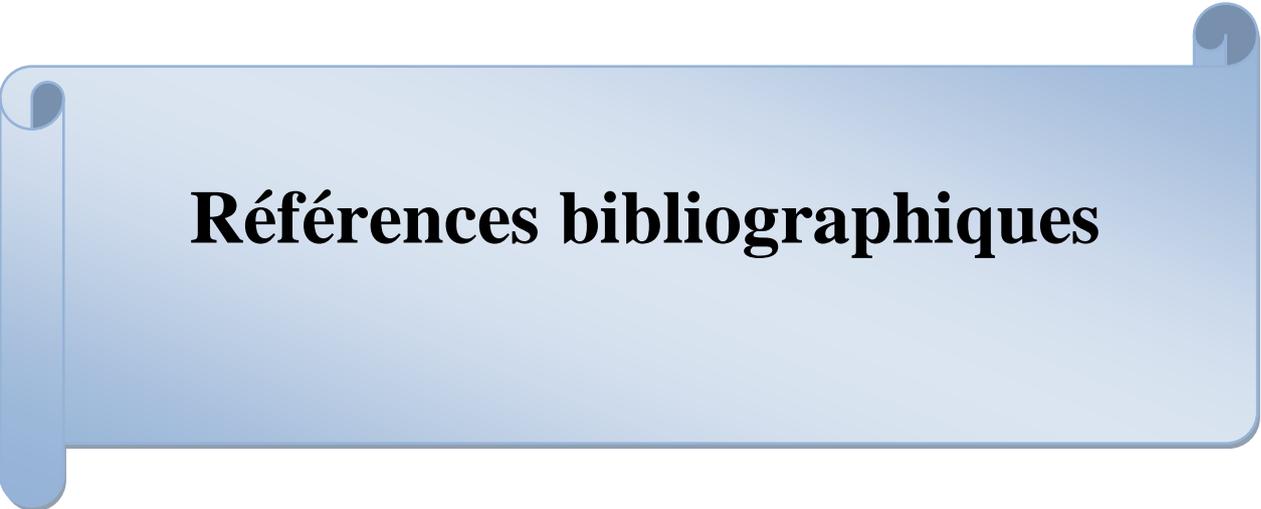
L'objectif de cette mémoire était la détection, classification et localisation des défauts d'une ligne de transmission en temps réel dans un environnement simulé. L'outil utilisé à cet effet était Matlab / Simulink, en utilisant des outils des RNA en Toolbox et Sim Power Systems Toolbox. Il a été démontré, tel que la littérature, que les RNA forme une bonne méthode de détection de défaut de ligne de transmission et qu'il avec précision identifie les défauts. Cette présente étude a également confirmé que de bons résultats de performance peuvent être obtenus en utilisant un RNA, formé de manière appropriée en utilisant des données d'entraînement validées.

Les résultats de simulation obtenus montrent que des performances satisfaisantes sont été atteintes par tous les réseaux des neurones proposés. Comme nous l'avons si bien illustré, en fonction de l'application du RNA et la taille de l'ensemble des données d'apprentissage, la taille du RNA (le nombre des couches cachées, le nombre de neurones par couche cachée) doit être soigneusement déterminée. Nous avons démontré aussi l'importance du choix de la configuration la plus appropriée des RNA, afin d'obtenir les meilleures performances possibles.

L'étude d'analyse et de simulation ont montré qu'une grande préparation des données est nécessaire pour l'apprentissage des RNA. Il est à noter que les RNA a de nombreuses utilisations en fonctions d'application, mais un soin diligent est nécessaire dans la préparation et la formulation des données. Le détecteur de défauts des RNA a mesuré les défauts de manière efficace et plus rapide, donc les possibilités que l'équipement sur la ligne de transmission sera protégé est élevé. Dans de plus, la méthode de détection des défauts RNA a

Conclusion générale

été testée et s'est avérée exacte pour tous types de défauts. Ces résultats ont indiqué que les valeurs de sortie des RNA sont exactes, moins affecté par les tensions de phase ou les courants de phase.



Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] Qing Dong, Zhigang Liu, "The method of short circuit fault identification and location in high-voltage transmission line," in *Advanced Computational Intelligence (ICACI), Sixth International Conference*, pp.150 - 154, Oct 2013.
- [2] Yadav A, Dash Y, *An Overview of Transmission Line Protection by Artificial Neural Network: Fault Detection, Fault Classification, Fault Location, and Fault Direction Discrimination*, Hindawi *Advances in Artificial Neural Systems*, pp. 1-20, 2014.
- [3] Basler M.J, Schaefer, R.C., "Understanding power system stability, Protective Relay Engineers, 58th Annual Conference for vol. 2, pp. 46 67, April 2005.
- [4] https://pmb.univ-saida.dz/butecopac/doc_num.php?explnum_id=244.
- [5] Le Blond, S., *Intelligent Autoreclosing for Systems with High Penetration of Wind Generation with Real Time Modelling, Development and Deployment*, in *Department of Electronic and Electrical Engineering*. 2011, University of Bath: Bath, UK.
- [6] Weedy, B.M. and B.J. Cory, *Electric Power Systems*. 4th ed. 1998, Chichester: Wiley.
- [7] A.G.Phadke, S.H.H.a., *Power System Relaying*, 3rd Ed. 2008: John Wiley.
- [8] M Zellagui, « *Etude Des Protections Des Réseaux Electriques MT (30 & 10kv)* », Mémoire Magistère, 2010
- [9] C Jecu, « *Système De Protections Novateur Et Distribué Pour Les Réseaux Moyenne Tension Du Futur* », Thèse Doctorat, Septembre 2011.
- [10] Wright A, Christopoulos C, *Electrical Power System Protection*, Chapman & Hall publications, London, 1993.
- [11] Djuric MB, Radojevic ZM, Terzija VV, "Distance Protection and fault location utilizing only phase current phasors", *IEEE Transactions of Power Delivery* 13(4), 1998, pp. 1020-1026.
- [12] Eriksson L, Saha MM, Rockefeller GD, "An accurate fault locator with compensation for apparent reactance in the fault resistance resulting from remote-end feed", *IEEE Trans on PAS* 104(2), 1985, pp. 424-436.
- [13] Kasztenny B, Sharples D, Asaro V, "Distance Relays and capacitive voltage transformers – balancing speed and transient overreach", *Proceedings of 55th Annual Georgia Tech Protective Relaying Conference*, 2001.
- [14] Zhang Y, Zhang Q, Song W et al., "Transmission line fault location for double

Références bibliographiques

- phaseto-earth fault on non-direct-ground neutral system”, IEEE Transactions on Power Delivery 15(2), 2000, pp. 520-524.
- [15] Girgis AA, Hart DG, Peterson WL, “A new fault location techniques for two and three terminal lines”, IEEE Transactions on Power Delivery 7(1), 1992, pp. 98-107.
- [16] Saha MM, Izykowski J, Rosolowski E, “A method of fault location based on measurements from impedance relays at the line ends”, Proceedings of the 8th International Conference on Developments in Power Systems Protection – DPSP, IEE CP500, 2004, pp. 176-179.
- [17] Wanjing Xiu, Yuan Liao, “Accurate transmission line fault location considering shunt capacitances without utilizing line parameters”, Electric Power components and Systems, 2012.
- [18] Yuan Liao, “Generalized fault location methods for overhead electric distribution systems”, IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 26, no. 1, pp. 53-64, Jan 2011.
- [19] Yuan Liao, Ning Kang, “Fault Location algorithms without utilizing line parameters based on distributed parameter line model”, IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 24, no. 2, pp. 579-584, Apr 2009.
- [20] Eriksson L, Saha MM, Rockefeller GD, “An accurate fault locator with compensation for apparent reactance in the fault resistance resulting from remote-end feed”, IEEE Trans on PAS 104(2), 1985, pp. 424-436.
- [21] Karl Zimmerman, David Costello, “Impedance-based fault location experience”, Schweitzer Engineering Laboratories, Inc. Pullman, WA USA .
- [22] T. Takagi, Y. Yamakoshi, M. Yamaura, R. Kondou, and T. Matsushima, “Development of a New Type Fault Locator Using the One-Terminal Voltage and Current Data,” IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 8, August 1982, pp. 2892-2898.
- [23] Edmund O. Schweitzer, III, “A Review of Impedance-Based Fault Locating experience,” Proceedings of the 15th Annual Western Protective Relay Conference, Spokane, WA, October 24-27, 1988.
- [24] Aurangzeb M, Crossley PA, Gale P, “Fault location using high frequency travelling waves measured at a single location on transmission line”, Proceedings of 7th International conference on Developments in Power System Protection – DPSP, IEE CP479, 2001, pp. 403-406.

Références bibliographiques

- [25] T. Takagi, Y. Yamakoshi, M. Yamaura, R. Kondou, and T. Matsushima, "Development of a New Type Fault Locator Using the One-Terminal Voltage and Current Data," IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-101, No. 8, August 1982, pp. 2892-2898.
- [26] Silva M, Oleskovicz M, Coury DV, "A fault locator for transmission lines using travelling waves and wavelet transform theory", Proceedings of 8th International conference on Developments in Power System Protection – DPSP, IEE CP500, 2004, pp. 212-215.
- [27] Saha MM, Izykowski J, Rosolowski E, Fault Location on Power Networks, Springer publications, 2010.
- [28] Cichoki A, Unbehauen R, "Neural networks for optimization and signal processing", John Wiley & Sons, Inc., 1993, New York.
- [29] Haykin S, "Neural Networks. A comprehensive foundation", Macmillan Collage Publishing Company, Inc., 1994, New York.
- [30] Kezunovic M, "A survey of neural net applications to protective relaying and fault analysis." International Journal of Engineering Intelligent Systems for Electronics, Engineering and Communications 5(4), 1997, pp. 185- 192.
- [31] Saha MM, Izykowski J, Rosolowski E, Fault Location on Power Networks, Springer publications, 2010.
- [32] youcef Djeriri Les réseaux neurones artificiels university of Sidi-Bel-Abbes September 2017.
- [33] Anamika Y, Thoke A.S, Transmission line fault distance and direction estimation using artificial neural network, International Journal of Engineering, Science and Technology, Vol. 3, No. 8, pp. 110-121, 2011.
- [34] Reddy M.J. and Mohanta D. K, A comparative study of artificial neural network (ANN) and fuzzy information system (FIS) approach for digital relaying of transmission line faults, AIML journal, vol.6, no. 4, pp. 1-7.
- [35] Reddy M.J. and Mohanta D. K, A comparative study of artificial neural network (ANN) and fuzzy information system (FIS) approach for digital relaying of transmission line faults, AIML journal, vol.6, no. 4, pp. 1-7.
- [36] Mazon, A.J, Zamora I, Minambres, J. F, Zorrozua, M.A, Barandiaran J.J, Sagastabeitia K, A new approach to fault location in two-terminal transmission lines using artificial neural networks, Electric Power Systems Research Journal,

Références bibliographiques

- Vol. 56, pp. 261266, 2000.
- [37] Sanaye-Pasand M, Kharashadi-Zadeh H, An extended ANN-based high speed accurate distance protection algorithm *Electrical Power and Energy Systems*, vol.28, no.6, pp. 387-395, 2006.
- [38] Reddy M.J.B, Mohanta D.K, "Performance Evaluation of an Adaptive-NetworkBased Fuzzy Inference System Approach for Location of Faults on Transmission Lines Using Monte Carlo Simulation", in *Fuzzy Systems*, vol.16, no.4, pp. 909 - 919, Aug. 2008.
- [39] El-Sharkawi M, Niebur D, "A tutorial course on artificial neural networks with Applications to Power systems", IEEE Publ. No. 96TP 112-0, 1996. .
- [40] Pao YH, Sobajic DJ, "Autonomous Feature Discovery of Clearing time assessment", *Symposium of Expert System Applications to Power Systems*, Stockholm – Helsinki, Aug 1988, pp. 5.22-5.27.
- [41] Dalstein T, Kulicke B, "Neural network approach to fault classification for high-speed protective relaying", *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 4, 1995, pp. 1002 – 1009.
- [42] Kezunovic M, Rikalo I, Sobajic DJ, "Real-time and Off-line Transmission Line Fault Classification Using Neural Networks", *Engineering Intelligent Systems*, vol. 10, 1996, pp. 57-63.
- [43] Bouthiba T, "Fault location in EHV transmission lines using artificial neural networks", *Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.*, 2004, Vol. 14, No. 1, pp. 69-78.
- [44] Lahiri U, Pradhan A.K, Mukhopadhyaya S, "Modular neural-network based directional relay for transmission line protection", *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 20, no. 4, 2005, pp. 2154-2155.
- [45] All content following this page was uploaded by Youcef Djeriri on 20 September 2017.
- [46] Hebb, D. (1949). *The organization of the behavior*. Wiley, New York.
- [47] Widrow, B. et Lehr, M.A. (1990). 30 years of adaptive neural networks: perceptron, Madeline and back propagation. *Proceedings of the IEEE*, 78(9): 1415-1442.
- [48] Hanneson, Jet WEST, G. (1984). The horizontal loop electromagnetic response of a thin plate in a conductive earth: Part ii - computational results and examples, *Geophysics* 49, 421-432

Références bibliographiques

- [49] T Bouthiba, « Fault Location In EHV Transmission Lines Using Artificial Neural Networks », University Of Science And Technology Of Oran Faculty Of Electrical Engineering, Algeria, Vol. 14, No. 1, Pp.69-78, 2004.
- [50] Howard Demuth, Mark Beale, Martin Hagan, The MathWorks user's guide for MATLAB and Simulink, Neural Networks Toolbox 6.

Abstract:

The aim of this work is the diagnosis of transmission lines. Fault detection, classification and location have been achieved using artificial neural networks and tested on a simple three phase transmission line.

The proposed method uses the voltages and currents signals available at both ends of the line. Effects of variations in power system parameters for example: fault type and distance to fault have been investigated extensively on the performance of the neural network based protection scheme.

Moreover, the architecture and size of the RNA have been determined in order to get best performance.

Résumé:

L'objectif principal de ce mémoire est le diagnostic des lignes de transport de l'énergie électrique. La détection, la classification et la localisation des défauts sont été réalisés à l'aide des réseaux de neurones artificiels et testés sur une simple ligne de transmission.

La méthode proposée utilise les signaux de tensions et de courants mesurés aux deux extrémités de la ligne. Les Effets des variations des paramètres du réseau électrique par exemple: le type de défaut et la distance de défaut ont été étudiés et leur impact sur la performance du système de protection à base de réseau de neurones a été déterminé.

De plus, l'architecture et la taille du réseau de neurone artificiel ont été déterminées pour obtenir des performances optimales.

الملخص:

الهدف الرئيسي لهذه المذكرة هو تشخيص خطوط نقل الطاقة الكهربائية النقاط ترتيب وتحديد الأخطاء تحقق بواسطة شبكات العصبية الاصطناعية وتم اختباره بطريقة نقل ثلاثي الأطوار العادي

الطريقة المقترحة تستعمل إشارات التوتر والتيار المقاسة عند أطراف الخطوط.

ثم أيضا دراسة تأثيرات تغيير نوع الخطأ ومكان الخطأ على نظام حماية مؤسس على شبكات العصبية الاصطناعية إضافة إلى تحديد هيكل وحجم شبكة العصبية الاصطناعية للحصول على نتائج حسنة.