

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie Electrique



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Génie électrique

Spécialité : Electrotechnique Industrielle

Présenté par :

Rezgane abdelmoumene

bedda mohammed riyadh

**Thème:**

# Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques par les réseaux de neurone

Soumis au jury composé de :

M<sup>r</sup> khettache Laid

MCA

Président

UKM Ouargla

M<sup>r</sup> Bouhafs Ali

MCB

Encadreur/rapporteur

UKM Ouargla

M<sup>r</sup> Boudjella Houari

MCA

Examineur

UKM Ouargla

**Année universitaire 2022/2023**

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

السَّلَامُ عَلَيْكُمْ وَرَحْمَةُ اللَّهِ تَعَالَى وَبَرَكَاتُهُ



## Remerciements

Mes remerciements vont tout premièrement, à Dieu le tout puissant de m'avoir donné le courage pour réaliser ce travail.

Nous tenons, avant tout, à exprimer nos profondes gratitudee à notre Encadreur Dr : **BOUHAFS Ali** , Nos remerciements vont également à tous les enseignants de département de Génie électrique. Nous tenons à remercier également les membres du jury pour avoir accepté d'examiner ce travail. Nous adressons aussi nos remerciements à tous nos amis et collègues surtout ceux qui nous ont apportés leur soutien moral. Enfin, nous tenons à remercier nos familles pour leurs encouragements et leurs soutiens incondiionnelles et toute personne ayant contribué à la réalisation de ce mémoire



## dédicaces

J'ai le grand honneur de dédier ce travail à:

Mon très cher père

Ma très chère mère

Mon très cher frère

Mes très chères

sœurs Mes chers oncles

Tous les membres de la famille **Rezgane et Bedda**

A tous mes amis et proches

A tous mes camarades de groupe

**Electrotechnique**

A tous mes amis que j'ai connus dans ma vie

## Résumé :

La croissance rapide des systèmes d'énergie électrique observée au cours des dernières décennies a entraîné une forte augmentation du nombre de lignes de transmission et de distribution en service dans le monde. Les défauts électriques sont l'un des facteurs les plus importants qui entravent la fourniture continue d'électricité et de courant. La détection des défauts sur les lignes de transmission constitue une partie majeure et importante de la surveillance et contrôle des systèmes électriques, l'intégration d'un système de protection intelligent va permettre de détecter rapidement voire prévoir l'occurrence d'un défaut, par conséquent éviter les dommages catastrophiques aux biens matériels et humains. Ce projet analyse l'utilisation des réseaux de neurones pour la détection, classification et localisation des défauts dans les lignes de transport de l'énergie électrique pour soutenir une nouvelle génération de système de relais de protection à grande vitesse et avec précision.

**Mots clés :** détection, pannes, diagnostic

## Abstract :

The rapid growth of electric power systems observed over the past decades has led to a sharp increase in the number of transmission and distribution lines in service around the world.

Electrical faults are one of the most important factors that hinder the continuous supply of electricity and current. The detection of faults on transmission lines is a major and important part of the monitoring and control of electrical systems, the integration of an intelligent protection system will make it possible to quickly detect or even predict the occurrence of a fault, by therefore avoid catastrophic damage to material and human assets. This project analyzes the use of neural networks for the detection, classification and location of faults in electrical power transmission lines to support a new generation of high-speed and accurate protection relay systems.

**Keywords:** detection, breakdowns, diagnosis

## ملخص:

أدى النمو السريع لأنظمة الطاقة الكهربائية الذي لوحظ خلال العقود الماضية إلى زيادة حادة في عدد خطوط النقل والتوزيع في الخدمة حول العالم.

تعتبر الأعطال الكهربائية من أهم العوامل التي تعيق استمرار إمداد الكهرباء والتيار. يعد اكتشاف الأعطال في خطوط النقل جزءاً رئيسياً ومهماً من مراقبة الأنظمة الكهربائية والتحكم فيها ، كما أن دمج نظام حماية ذكي سيجعل من الممكن اكتشاف أو حتى توقع ظهور خطأ بسرعة ، وبالتالي تجنب حدوث أضرار كارثية الأصول المادية والبشرية. يحل هذا المشروع استخدام الشبكات العصبية للكشف عن الأعطال في خطوط نقل الطاقة الكهربائية وتصنيفها وموقعها لدعم جيل جديد من أنظمة ترحيل الحماية عالية السرعة والدقيقة.

**الكلمات المفتاحية :** الكشف , الأعطال , التشخيص

## Liste des figures

Figure I.1	Modèle d'un réseaux électrique	2
Figure I.2	générateur électrique	3
Figure I.3	transformateur	3
Figure I.4	défaut dans réseau électrique	5
Figure I.5	défauts de circuit ouvert	6
Figure I.6	Types de defaults	7
Figure II.1	Modèle d'un neurone artificiel	14
Figure II.2	Correspondance neurone biologique/neurone artificiel	14
Figure II.3	le réseau monocouche	16
Figure II.4	Réseaux de neurones multicouches	16
Figure II.5	schéma bloc de l'apprentissage supervise d'un réseaux de neurone	17
Figure II.6	schéma bloc de l'apprentissage non supervise d'un réseaux de neurone	18
Figure II.7	perceptron a une seule couche	20
Figure II.8	perceptron multicouche	20
Figure II.9	Réseaux de neurones a base radiale (RBF)	21
Figure III.1	Modèle du réseaux électrique avec jeux de barres	24
Figure III.2	formes d'onde de tension et de courant du système étudié ,sans défaut	25
Figure III.3	formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase A et terre	26
Figure III.4	formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entr la phase A et B,C	27
Figure III.5	structure NN	28
Figure III.6	réseaux neuronal de détection de défaut	29
Figure III.7	formation a la détection des pannes	30
Figure III.8	performances du réseaux de détection	31

Figure III.9	Ajustement de la régression pour la détection ANN	32
Figure III.10	processus de formation pour la classification ANN	34
Figure III.11	performances du réseaux de classification	35
Figure III.12	Ajustement de la régression pour la classification ANN	36
Figure III.13	schéma global de Réseaux noureen	37
Figure III.14	B-C défaut	38
Figure III.15	A-G défaut	38
Figure III.16	A-B-C défaut	39
Figure III.17	B-C-G défaut	39

## Liste des tableaux

Tableau II.1	Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel	<b>15</b>
Tableau III.1	Entrées et sorties de dection de défaut	<b>29</b>
Tableau III.2	Valeurs d'entrée du réseau neuronal pour différents cas de défaut	<b>33</b>
Tableau III.3	entrée et sortie cible pour le réseau de neurones de classification	<b>33</b>



## Liste des symbols

A : Ampère

G : Générateur

H : Henry

I : Courant

I<sub>a</sub> : Courant à la phase A

I<sub>b</sub> : Courant à la phase B

I<sub>c</sub> : Courant à la phase C

s : Seconde

S : Source

T : Tension

## **Abréviation utilisées**

ANN : Artificial Neural Network

C-C : Court-Circuit

IA : Intelligence Artificielle

IEEE : Institute of Electrical and Electronics Engineers

L-L : Double lignes

L-L-L : Triphasé

L-L-L-T : Triphasé à la terre

L-L-T : Double ligne à la terre

L-T : Ligne à la Terre

RMS : Root Mean Square

RNA : Réseau de Neurones Artificiels

AG : phase A et Grond

BG : phase B et Grond

CG : phase C et Grond

ABG : phase A et phase B et Grond

ACG : phase A et phase C et Grond

BCG : phase B et phase C et Grond

ABCG : phase A et phase B et phase C et Grond

AB : phase A et phase B

AC: phase A et phase C

BC: phase B et phase C

ABC: phase A et phase B et phase C

## Sommaire:

Remerciements .....	I
Dédicace.....	II
Résumé.....	III
Liste des figures.....	IV
Liste des tableaux.....	V
Liste des symboles.....	VI
Abréviations utilisées.....	VII

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

## Chapitre I : Généralités sur les défauts dans les réseaux électrique

I.1 Introduction :.....	2
I.2 Réseau électrique : .....	2
I.2.1 Composant de réseaux électrique : .....	3
I.2.1.1 Générateur : .....	3
I.2.1.2 transformateur : .....	3
I.3 Système de protection des lignes de transmission : .....	4
I.4 Les défauts dans le réseau électrique: .....	4
I.4.1 Nature des défauts : .....	5
I.4.2 Types de défauts des réseaux électrique : .....	5
I.4.2.1 Défauts de circuit ouvert:.....	6
I.4.2.2 Défauts de court-circuit : .....	7
I.5 Détection de défaut: .....	8
I.6 Classification des défauts:.....	9
I.7 Localisation des défauts: .....	
I.8 Les techniques de localisation des défauts dans les lignes de transmission: .....	10
I.9 Conclusion : .....	11

## Chapitre II: Les Réseaux de neurones artificiels

II.1 INTRODUCTION :.....	12
II.2 Historique: .....	12
II.3 réseaux de neurones artificiels : .....	15

II.3.1 Neurones :	13
II.4 Les neurones biologiques :	14
II.4.1 Caractéristiques :	14
II.5 Modélisation d'unRNA :	14
II.6 Architecture du réseau de neurone :	15
II.6.1 Réseau de neurones monocouches :	15
II.6.2 Réseaux de neurones multicouches :	18
II.7 Apprentissage des réseaux de neurones :	17
II.7.1 Le type d'apprentissage des réseaux de neurones :	17
II.7.1.1 Apprentissage supervise:	17
II.7.1.2 Apprentissage non supervisé :	17
II.7.1.3 Apprentissage semi supervise:	18
II.7.2 Règle d'apprentissage :	18
II.7.2.1. Règle de Hebb :	18
II.7.2.2 Loi Widrow-Hoff d'adaline (Loi Delta) :	19
II.7.2.3 Algorithme d'apprentissage :	19
II.8 Perceptron :	19
II.8.1 Définition :	19
II.8.2 Perceptron a une seule couche:	20
II.9 Fonction de base radiale (RBF) :	20
II.9.1 Définition :	20
II.9.2 Apprentissage des réseaux RBF :	21
II.10 Les avantages et les inconvénients de réseaux de neurone :	21
II.10.1Avantage des réseaux de neurones :	21
II.10.2.Inconvénients :	21
II.11 Conclusion :	22

**Chapitre III :Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels**

III.1 Introduction :	24
III.2.Modélisation du système de lignes de transport proposé :	24
III.3 Réseaux de neurones artificiels:	27
III.3.1 Réseaux de neurones et couches de réseaux de neurones :	27
III.3.2.Structure du réseau neuronal :	28
III.4 Détection et classification des défauts électriques à l'aide de réseaux de neurones :	28
III.4.1 Réseau neuronal de détection de panne :	28
III.5 Système de détection de défaut utilisant artificiel Réseau neuronal:	29
III.6 Système de classification des défauts utilisant un réseau neuronal artificiel :	33
III.7 Schéma global de réseaux Noureen :	37
III.8 conclusion :	40
Conclusion générale.....	41
Référence.....	42

# **Introduction générale**

## Introduction générale

Les systèmes électriques sont des réseaux complexes qui sont essentiels pour fournir de l'électricité aux foyers, aux entreprises et aux industries. Cependant, les systèmes électriques sont sensibles aux pannes, ce qui peut entraîner des pannes de courant, des dommages matériels et des risques pour la sécurité. Par conséquent, la détection et la classification des défauts dans les systèmes électriques sont essentielles pour assurer leur fonctionnement fiable et sûr. Une approche de la détection et de la classification des défauts dans les systèmes électriques consiste à utiliser des réseaux de neurones. Les réseaux de neurones sont des modèles d'apprentissage automatique capables d'apprendre à partir de données et d'identifier des modèles dans des ensembles de données complexes. Ils ont été appliqués avec succès à un large éventail de tâches, notamment la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel et la reconnaissance vocale. Dans les systèmes électriques, les réseaux de neurones peuvent être formés sur de grands ensembles de données du système électrique pour apprendre les modèles de fonctionnement normal et les différents types de défauts. Cela permet au réseau neuronal de détecter et de classer les défauts en temps réel, en fournissant une alerte précoce des problèmes potentiels avant qu'ils ne s'aggravent. L'utilisation des réseaux de neurones pour la détection et la classification des défauts du système électrique est un domaine de recherche actif. Les chercheurs étudient différentes architectures de réseaux neuronaux, algorithmes de formation et fonctionnalités d'entrée pour améliorer la précision et la fiabilité de l'approche.

Ce mémoire donne un aperçu de l'application des réseaux de neurones pour la détection et la classification des défauts du système électrique. ( il présente tous les cas possibles de défauts dans les lignes électrique, détermination des caractéristique électrique de chaque cas ) utilisant ces caractéristique et itroduisant les algorithmes des réseaux de neurones nous déduisant la détection et la classification de ces défauts.

Ce mémoire est composé de trois chapitres. Le premier chapitre Généralités sur les défauts dans les réseaux électrique ,Présentation du deuxième chapitre réseaux de neurones artificiels et sa structuration et sa relation avec neurones biologies ,le chapitre troisième Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

# **Chapitre I**

## Généralités sur les défauts dans les réseaux électrique



## I.1 Introduction

Les réseaux électriques, dont la taille et la complexité augmentent avec le temps, seront toujours sujets à des défaillances de leurs composants. En cas de panne électrique, le composant défectueux doit être isolé et déconnecté du reste du système électrique afin de minimiser les dommages à la structure intégrée. Cette action doit être rapide et précise et effectuée par un système de protection intelligent, automatiques.

Ce chapitre présente l'état des recherches dans le domaine de la détection de défauts, présente un tour d'horizon des différents types de défauts, des différentes méthodes utilisées pour les détecter, les localiser

## I.2 Réseau électrique

Les systèmes d'alimentation électrique en courant alternatif sont constitués de systèmes de production triphasés, de réseaux de transport et de distribution, et des charges. Les réseaux alimentent de grandes charges industrielles triphasées à différentes tensions de distribution et de transmission, ainsi que des charges résidentielles et commerciales monophasées. Par conséquent, ces systèmes se composent d'un certain nombre d'unités de production, de lignes de transmission, de lignes de distribution et de sous-stations. Ces derniers fonctionnent ensemble pour former un système complet d'énergie électrique (Electrical Power System).

Dans certains pays, par exemple en Amérique du Nord, le terme sous-transmission est utilisé pour désigner les réseaux ayant des classes de tension entre la transmission et la distribution. Les tensions de distribution sont généralement de 10 à 60 kV, les tensions de sous-transmission sont généralement de 66 à 138 kV et les tensions de transmission sont généralement supérieures à 138 kV [1].

Les lignes de transmission ont des résistances, des capacités et des inductances qui varient avec la longueur de la ligne et qui ont un rôle à jouer dans leur comportement dynamique. De plus, elles sont modélisées comme des sections de topologie

la longueur de la ligne, où la ligne est l'agrégation de plusieurs sections  $\pi$  ou T. Il est ainsi plus facile de modéliser la ligne de transmission. Avant que l'électricité ne soit injectée dans le réseau, elle doit être transmise par la ligne à haute tension, comme le montre la figure I.1. Une ligne de transport typique est divisée en trois parties fonctionnelles, comme indiqué ci-dessous:

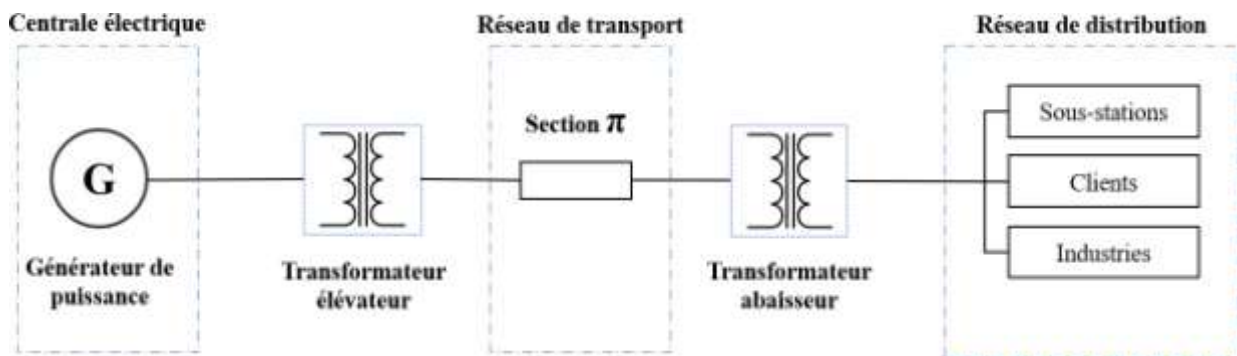
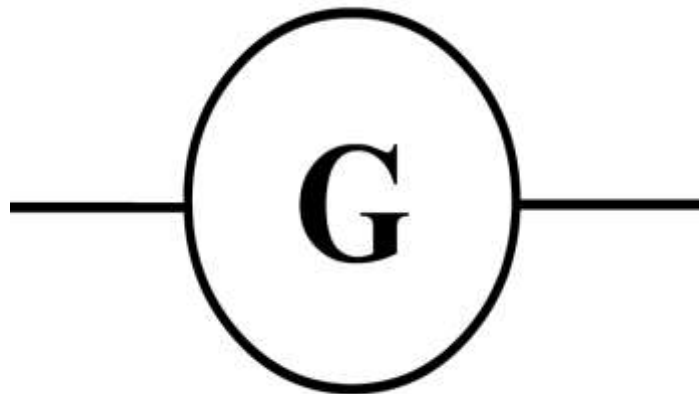


Figure I.1 Modèle d'un réseaux électrique

## I.2.1 Composant de réseaux électrique

### I.2.1.1 Générateur

Un générateur électrique est un dispositif permettant de produire de l'énergie électrique à partir d'une autre forme d'énergie. Par opposition, un appareil qui consomme de l'énergie électrique s'appelle un récepteur électrique.



**Figure I.2** générateur électrique

### I.2.1.2 transformateur

La première fonction du transformateur est d'élever la tension de transmission Afin de réduire le courant et donc les pertes joules générées dans les lignes. Ceci est incroyable Bien sûr, la hauteur va de pair avec la diminution de la tension aux points hors d'usage. D'un point de vue plus général, un adaptateur est un élément Nécessaire pour l'interconnexion de divers réseaux électriques.



**Figure I.3** : transformateur

### I.3 Système de protection des lignes de transmission

La protection des lignes de transmission joue un rôle important pour répondre aux exigences de stabilité des réseaux d'énergie électrique, tout d'abord, en termes de stabilité de la tension et surtout en contrôlant et protégeant les lignes de transmission contre les défauts. Par conséquent, la protection du réseau électrique est l'un des aspects les plus importants des systèmes d'alimentation électrique

Ses objectifs sont les suivants :

- Assurer la sécurité du personnel;
- Améliorer le fonctionnement du système électrique, y compris sa stabilité;
- Protéger les actifs du réseau électrique tel que les générateurs et les transformateurs, et

La protection du système, en général, est nécessaire pour détecter toute condition anormale et isoler le nombre minimum de dispositifs afin de ramener le système à un état de fonctionnement normal le plus rapidement possible. Beaucoup de travail a été fait dans le domaine de la protection et de nombreuses normes ont été compilées, par exemple la norme IEEE 242-2001, le Buffy Book de l'IEEE. Le IEEE Bu Book est une norme typique pour l'utilisation finale (guide d'application), qui décrit les techniques pour la sélection, l'application et la coordination appropriées des dispositifs de protection pour les installations industrielles et les bâtiments commerciaux [2].

Tout type de protection doit être sélectif, fiable, rapide, et adaptable aux conditions changeantes d'exploitation et/ou de topologie du réseau [3, 4].

### I.4 Les défauts dans le réseau électrique

Un défaut est une condition anormale qui implique une défaillance des équipements du système d'alimentation fonctionnant à l'une des tensions primaires du système. Les causes des défauts survenant dans les systèmes électriques sont diverses. La rupture de l'isolation peut être causée par des coups de foudre sur les lignes aériennes. La liaison avec la terre est alors établie par un fil de terre. De plus, cette connexion à la terre se produit lorsqu'un arbre ou un objet artificiel fournit le chemin de la liaison. Certains défauts sont également causés par des erreurs de commutation du personnel de la station.

Les défauts dans les réseaux électriques se réfèrent à des anomalies qui se produisent dans le fonctionnement normal d'un réseau électrique, entraînant des perturbations ou des coupures de courant. Ces défauts peuvent être causés par des facteurs tels que des surcharges, des courts-circuit, des défauts d'isolement, des défauts de mise à la terre, des coupures de phase, entre autres. La détection rapide et la correction de ces défauts sont essentielles pour garantir un fonctionnement sûr et fiable du réseau électrique, ainsi que pour prévenir les risques d'incendie, les pertes de production et les perturbations pour les utilisateurs finaux.[1].



**Figure I.4** défaut dans le réseau électrique

### **I.4.1 Nature des défauts**

Un défaut du système électrique est une condition anormale qui implique une panne électrique de l'équipement du système électrique fonctionnant à l'une des tensions primaires du système. Généralement, deux types de pannes peuvent se produire. Le premier est un défaut d'isolation qui conduit à un défaut de court-circuit et peut se produire à la suite d'une surcharge et d'une dégradation de l'isolation au fil du temps ou en raison d'une condition de surtension soudaine. Le second est une défaillance qui entraîne l'arrêt du flux de courant ou un défaut de circuit ouvert.[5]

### **I.4.2 Types de défauts des réseaux électrique**

Les défauts électriques dans le réseau triphasé sont principalement classés en deux types, à savoir les défauts de circuit ouvert et de court-circuit. En outre, ces défauts peuvent être symétriques ou non symétriques

#### **I.4.2.1 Défauts de circuit ouvert**

Ces défauts se produisent en raison de la défaillance d'un ou plusieurs conducteurs. La figure ci-dessous illustre les défauts de circuit ouvert pour une condition ouverte à une, deux et trois phases (ou conducteurs).

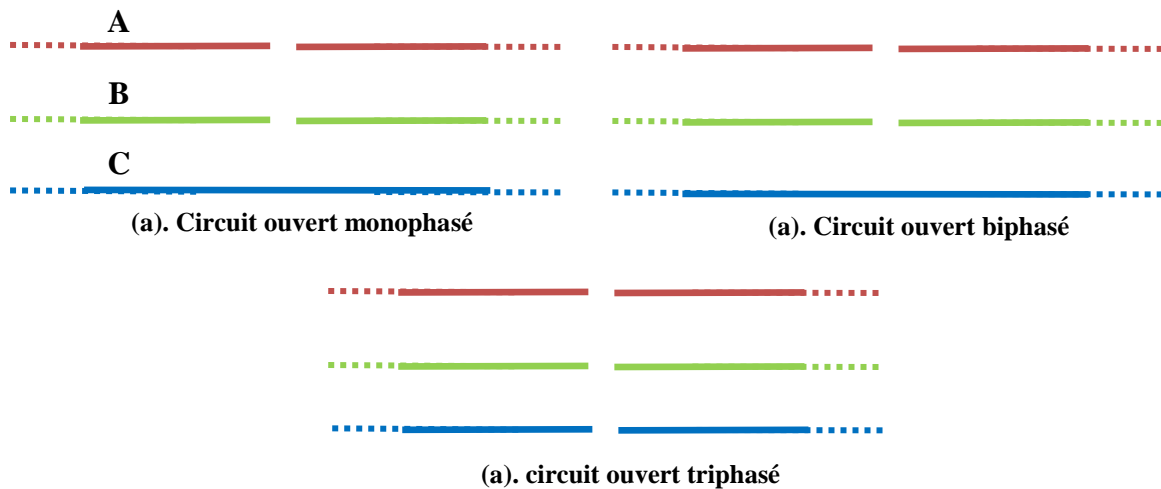
Les causes les plus courantes de ces défauts comprennent les défaillances conjointes des câbles et des lignes aériennes, la défaillance d'une ou plusieurs phases du disjoncteur et également la fusion d'un fusible ou d'un conducteur dans une ou plusieurs phases.

Les défauts de circuit ouvert sont également appelés défauts en série. Ce sont des défauts de type asymétrique ou déséquilibré, sauf le défaut ouvert triphasé

Considérez qu'une ligne de transmission fonctionne avec une charge équilibrée avant l'apparition d'un défaut de circuit ouvert. Si l'une des phases fond, la charge réelle de l'alternateur est réduite et cela provoque une augmentation de l'accélération de l'alternateur, de

ce fait il tourne à une vitesse légèrement supérieure à la vitesse synchrone. Cette survitesse provoque des surtensions dans d'autres lignes de transmission.

Ainsi, les conditions d'ouverture monophasées et biphasées peuvent produire le déséquilibre des tensions et des courants du système électrique qui cause de grands dommages aux équipements.[5].



**Figure I.5** Défauts de circuit ouvert

### Causes

Conducteur rompu et dysfonctionnement du disjoncteur dans une ou plusieurs phases

### Effets

- Fonctionnement a normal du systems
- Danger pour le personnel ainsi que pour les animaux
- Dépassement des tensions au-delà des valeurs normales dans certaines parties du réseau, ce qui entraîne en outre des défauts d'isolation et le développement de défauts de court-circuit.

Bien que les défauts de circuit ouvert puissent être tolérés pendant des périodes plus longues que les défauts de court-circuit, ceux-ci doivent être éliminés le plus tôt possible pour réduire les dommages les plus importants.

### I.4.2.2 Défauts de court-circuit

Un court-circuit peut être défini comme une connexion anormale de très faible impédance entre deux points de potentiels différents, qu'elle soit faite intentionnellement ou accidentellement.

Ce sont les types de défauts les plus courants et les plus graves, entraînant la circulation de courants élevés anormaux dans l'équipement ou les lignes de transmission. Si ces défauts sont autorisés à persister même pendant une courte période, cela entraîne des dommages importants à l'équipement.

Les défauts de court-circuit sont également appelés défauts de shunt. Ces défauts sont dus à un défaut d'isolation entre les conducteurs de phase ou entre les conducteurs de terre et de phase ou les deux.

Les diverses conditions de défaut de court-circuit possibles incluent triphasé à la terre, triphasé sans terre, phase à phase, monophasé à la terre, biphasé à la terre et phase à phase plus monophasé à la terre, comme indiqué sur la figure.

Le défaut triphasé hors terre et le défaut triphasé à la terre sont des défauts de court-circuit équilibrés ou symétriques, tandis que les autres défauts restants sont des défauts asymétriques.[5].

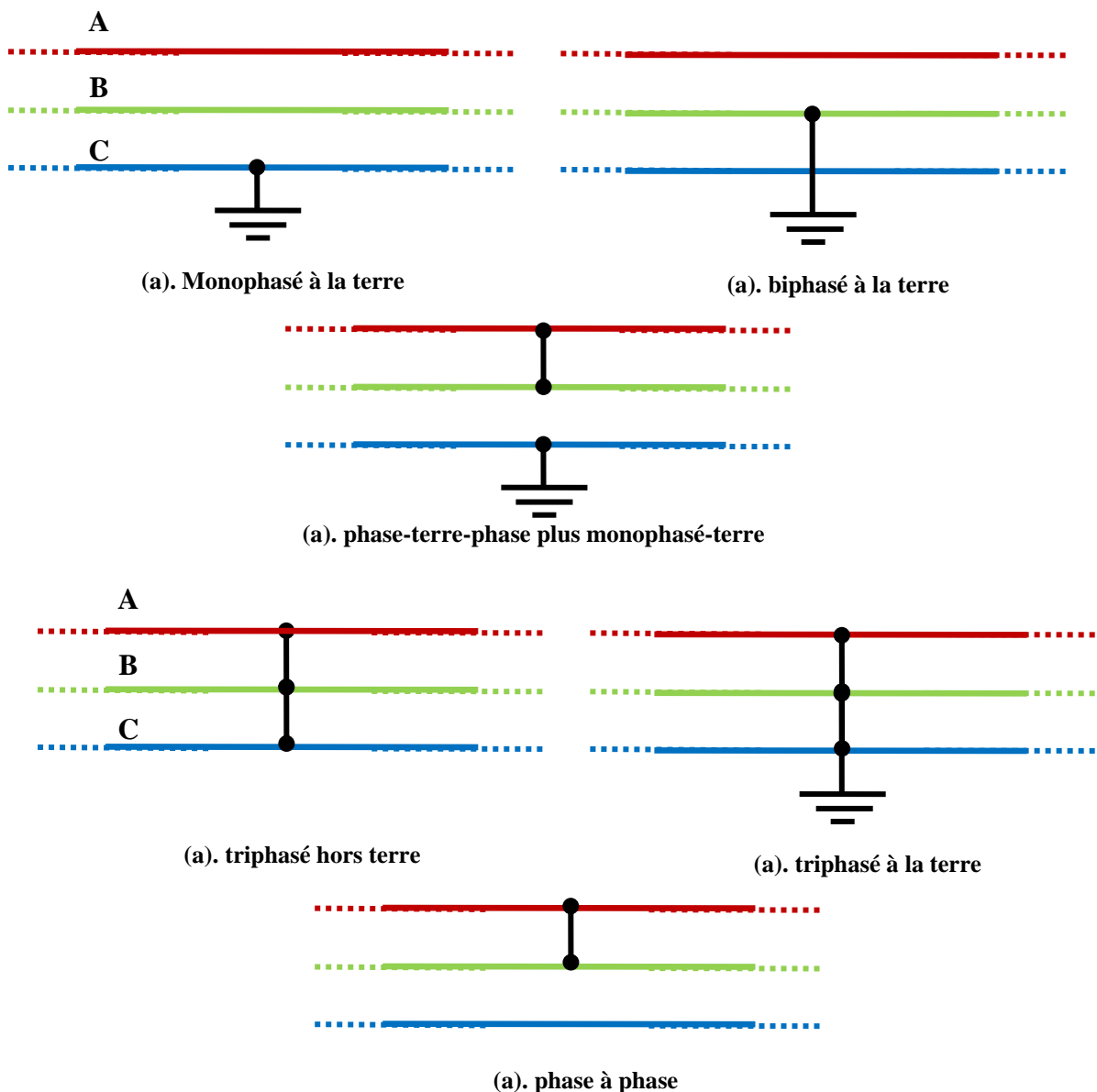


Figure I.6 Types de défauts

### Causes

Ceux-ci peuvent être dus à des effets internes ou externes

- Les effets internes comprennent la panne des lignes ou de l'équipement de transmission, le vieillissement de l'isolation, la détérioration de l'isolation du générateur, du transformateur et d'autres équipements électriques, des installations inappropriées et une conception inadéquate.
- Les effets externes comprennent la surcharge des équipements, la défaillance de l'isolation due aux surtensions d'éclairage et les dommages mécaniques causés par le public.

### Effets

- Les défauts d'arc peuvent provoquer un incendie et une explosion dans les équipements tels que les transformateurs et les disjoncteurs.
- Les courants anormaux provoquent une surchauffe des équipements, ce qui entraîne une réduction de la durée de vie de leur isolation.
- Les tensions de fonctionnement du système peuvent descendre en dessous ou au-dessus de leurs valeurs d'acceptation, ce qui crée un effet néfaste sur le service rendu par le système électrique.
- Le flux de puissance est sévèrement limité ou même complètement bloqué tant que le défaut de court-circuit persiste.

### I.5 Détection de défaut

La détection des défauts est une question qui occupe les ingénieurs depuis la création de la technologie des systèmes électriques. Non seulement elle joue un rôle important dans l'exploitation et le contrôle des réseaux électriques, mais une détection précise des défauts améliore les performances opérationnelles et protège contre des éventualités indésirables. La précision et la vitesse de détection sont des mesures de l'efficacité du mécanisme de détection; plus ce mécanisme est rapide, plus il est possible de protéger l'équipement et éviter des dépenses énormes, en général, la détection des défauts est effectuée avant la classification et la localisation des défauts.

En général, les algorithmes utilisés sont similaires à ceux appliqués à des relais de protection, cependant, lorsqu'ils sont réalisés hors ligne, ils peuvent adopter des principes plus sophistiqués pour la réduction des erreurs[6]. Souvent, cette partie de la procédure commune est réalisée par le relais de protection qui fournit au localisateur de défauts les informations nécessaires sur le défaut identifié et les données enregistrées.

Un certain nombre d'approches de la détection des défauts sont proposées dans la littérature. Les conditions anormales (pas nécessairement des défauts) sont détectées en surveillant les impédances de phase et/ou les amplitudes de courant de phase et/ou les amplitudes de tension de phase et/ou l'amplitude de courant homopolaire[1]. En fonction d'une application particulière, différents critères d'activation sont combinés de manière différente.

La mise en œuvre d'un détecteur de défauts n'est pas une procédure difficile, car les microprocesseurs électroniques à grande vitesse, les techniques avancées de traitement

### **I.6 Classification des défauts**

Les défauts des lignes de transmission peuvent être classifiés en différents types de défauts en fonction de leur caractéristique. Les tensions et les courants transitoires présentent un comportement différent, ce qui permet aux méthodes de classification des défauts de pouvoir les identifier et les classer avec précision.

La classification des types de défauts joue un rôle important dans les relais de protection des lignes de transmission et des systèmes de distribution d'énergie. C'est pourquoi les chercheurs s'intéressent depuis des décennies à la mise au point de nouveaux algorithmes et modèles de classification des défauts, robustes et précis. La majorité des méthodes de classification adoptent des modèles de classification basés sur la théorie de l'apprentissage statistique [7], tandis que d'autres travaux utilisent des méthodes intelligentes basées sur l'expérience et l'exploitation des données collectées. Il est à noter l'évolution des études dans ce domaine particulier a été très pertinent pour le développement de la reconnaissance des formes et de l'apprentissage des machines (Machine Learning) [8] (plus précisément, les algorithmes d'apprentissage supervisé pour la classification).

### **I.7 Localisation des défauts**

Un nombre considérable d'études ont porté sur la localisation des défauts, dans la mesure où la localisation précise des défauts dans les lignes de transmission et les systèmes de distribution peuvent réduire considérablement le délai de rétablissement. Un examen complet de la localisation des défauts dans les réseaux électriques est fourni dans [1].

La plupart des défauts qui se produisent habituellement sur les lignes aériennes haute tension sont des défauts monophasés à la terre. Les relais de protection et le réenclencher automatique ont été utilisés pour surveiller les lignes de transmission et de distribution. En cas de défaut, le réenclencher déclenche la ligne et, une fois le défaut éliminé, il met immédiatement la ligne sous tension. Si le défaut se produit sur la ligne de transmission ou de distribution, le relais doit être capable de détecter le plus rapidement possible tout type de défaut qui pourrait se produire et envoyer un signal de déclenchement au disjoncteur.

### **I.8 Les techniques de localisation des défauts dans les lignes de transmission**

Le processus de localisation des défauts dans les lignes de transmission, comme mentionné précédemment, a fait l'objet de plusieurs recherches et plusieurs techniques innovantes et efficaces ont été proposées et analysées par plusieurs auteurs [9]. Ces techniques peuvent être



classées en trois grandes catégories : méthodes à haute fréquence, les méthodes basées sur les ondes progressives et les méthodes basées sur l'intelligence artificielle.

Les méthodes actuelles de localisation des défauts sur les lignes aériennes et les câbles souterrains peuvent être classées en deux types fondamentaux : les méthodes basées sur la mesure de l'impédance de la ligne après défaut (post-faut) et les méthodes basées sur la mesure de la composante de l'onde progressive générée par le défaut.

Des efforts de recherche considérables ont été consacrés au développement de méthodes basées sur l'impédance pour la localisation des défauts. Cependant, comme toutes les autres méthodes de mesure basées sur la fréquence du réseau, elles souffrent de limitations dues à la résistance du cheminement des défauts, à la charge de la ligne et aux paramètres de la source, et[10]. En conséquence, la précision obtenue dans la localisation des défauts est plutôt limitée

### **I.9 Conclusion**

Ce chapitre présente un aperçu de la revue de la littérature réalisée. Il s'est concentré sur l'intérêt, l'importance et les techniques proposées pour la détection et la localisation des défauts électriques, tout en présentant les différents types des défauts qui peuvent se produire dans les lignes de transmission de l'énergie électrique. Dans ce rapport, le réseau de neurones est proposé pour la détection, classification et localisation des défauts. En effet, la méthodologie adoptée et suivie est présentée dans le chapitre suivant.

# **Chapitre II**

## Les Réseaux neurones artificiels

## II.1 INTRODUCTION

Une ligne aérienne de transport d'électricité est un lien essentiel entre les centrales et les différents postes. Lignes de transmission exclusivement chargées d'acheminer l'énergie électrique de différentes centrales de production au réseau et du réseau à différentes sous-stations et d'une sous-station à une autre sous-station dans un degré de tension variable afin de répondre au très grand nombre de demandes de charge. Ainsi, les lignes de transport d'électricité aériennes sont souvent sujettes à des défauts car elles transportent de l'énergie sur de longues distances dans des conditions environnementales extrêmement extrêmes. [11]

Selon la durée, les défauts peuvent être séparés en permanents et temporaires/transitoires. Bien qu'un défaut transitoire soit auto-éliminé par la ligne par réenclenchement automatique après quelques cycles, il est important de déterminer l'état du défaut et son emplacement dans la ligne de transmission. Dans le cas d'un défaut permanent qui persiste même après 2-3 réenclenchement automatiques, les ingénieurs de contrôle sont équipés pour déterminer l'emplacement du défaut permettant à l'équipe de maintenance de prendre efficacement et rapidement les mesures nécessaires. Ainsi, pour une utilisation optimale de l'énergie électrique générée et une fiabilité de l'énergie électrique fournie, il est hautement souhaitable et avantageux de détecter, classer, localiser et éliminer ces défauts à la vitesse la plus rapide. Le réseau de neurones artificiels est une approche prometteuse en ligne et hors ligne pour obtenir une détection, une classification et une localisation rapides des défauts dans les lignes de transmission aériennes. Ainsi, cet article vise à développer un algorithme d'analyse des défauts qui utilise un réseau de neurones artificiels (ANN) qui détectera, classifiera et localisera un défaut au fur et à mesure qu'il se produit.

## II.2 Historique

Le domaine des réseaux de neurones débutera avec le modèle simple des neurones biologiques proposé par W. McCulloch et W. Pitt en 1943.

- ✚ En 1949, D. Hebb propose les règles de l'apprentissage dans son livre.
- ✚ En 1958, F. Rosenblatt, conçu par Rosenblatt, a développé le modèle du perceptron et a prouvé son théorème de convergence.
- ✚ 1960, B. Widrow et Hoff ont proposé le modèle Adaline (élément linéaire adaptatif).
- ✚ En 1969, M. Minsky et S. Papert ont fait des commentaires sur la nature du Perceptron.
- ✚ En 1972, T. Kohonen a proposé sa mémoire associative automatique.
- ✚ En 1982, J. Hopfield (J. Hopfield) a avancé ses recherches sur le réseau en anneau complet, selon le calcul du niveau d'énergie, il peut garantir la convergence vers un état stable. [12]

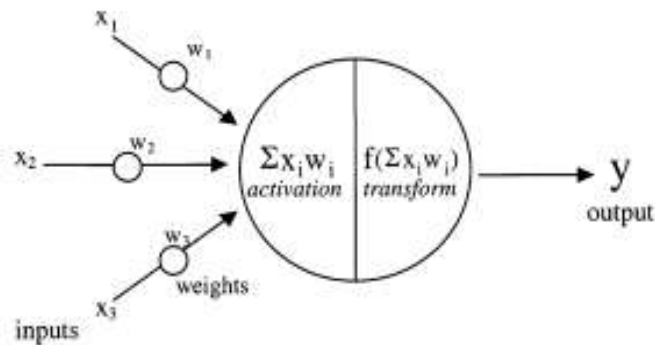
### II.3 réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels [13,14] est un modèle de calcul d'inspiration biologique formé à partir des centaines d'unités uniques, des neurones artificiels, reliés par des coefficients (poids) qui constituent la structure neuronale. Ils sont également connus sous le nom de éléments de traitement (PE) lorsqu'ils traitent les informations. Chaque PE a des entrées pondérées, une fonction de transmissions et une sortie. PE est essentiellement une équation qui équilibrent les entrées et les sorties. Les ANN sont également appelés modèles connexionnistes comme la connexion les poids représentent la mémoire du système. Bien qu'un seul neurone puisse effectuer certaines des fonctions simples de traitement de l'information, La puissance des calculs neuronaux provient de la connexion des neurones dans un réseau. L'intelligence supposée des réseaux de neurones artificiels est une question de argument. Les réseaux de neurones artificiels ont rarement plus de quelques centaines ou quelques milliers d'EP, alors que le cerveau humain compte 100 milliards de neurones. Des réseaux artificiels comparables à un cerveau humain dans la complexité sont donc encore bien au-delà de la création capacité du cerveau humain. Le cerveau humain est beaucoup plus complexe et, malheureusement, beaucoup des fonctions intellectuelles sont encore mal connues. Les ANN sont capables de traiter de nombreux quantités de données, cependant, et faire des prédictions qui sont parfois étonnamment précises. Cela ne les rend pas intelligents comme d'habitude sens «humain» du mot, donc le terme ordinateur l'intelligence peut être une meilleure façon de décrire ces systèmes.

Il existe de nombreux types de réseaux de neurones conçus à l'heure actuelle et de nouveaux sont inventés chaque semaine mais tout peut être décrit par le transfert fonctions de leurs neurones, par la règle d'apprentissage, et par la formule de connexion

#### II.3.1 Neurones

Le neurone artificiel est l'élément constitutif de l'ANN conçu pour simuler la fonction de le neurone biologique. Les signaux d'arrivée, appelés les entrées, multipliées par les poids de connexion (ajustés) sont d'abord additionnées (combinées) puis passe par une fonction de transfert pour produire le sortie pour ce neurone. La fonction d'activation est la somme pondérée des entrées du neurone et de la fonction de transfert la plus couramment utilisée est la fonction sigmoïde figure II.1



**Figure II.1** Modèle d'un neurone artificiel

## II.4 Les neurones biologiques

Un neurone est une cellule qui peut transmettre des informations à d'autres neurones grâce à ses différentes connexions (synapses). Le cerveau humain est le meilleur modèle d'une machine multifonctionnelle extrêmement rapide. [12]

### II.4.1 Caractéristiques

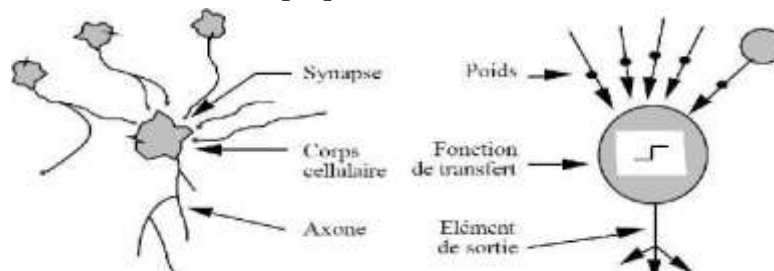
Dans leur organisation générale et leur système biochimique, les neurones présentent de nombreuses similitudes avec les autres cellules. Voici les caractéristiques des neurones biologiques :

- des signaux en provenance de neurones voisins.
- Recevoir Integer ces signaux.
- Engendrer un influx nerveux (message nerveux).
- Le conduire
- Le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir. [15]

## II.5 Modélisation d'un RNA

La modélisation consiste à rassembler les connaissances que l'on a du comportement dynamique du processus par une analyse physique des phénomènes mis en jeu, et une analyses des données expérimentales, ces analyses conduisent à la définition des grandeur caractérisant le processus, c'est-à-dire ses entrées, ses variable d'état et ses sorties.

La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de RN sous un aspect non pas biologique, on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux. [16]



**Figure II.2** Correspondance neurone biologique/neurone artificiel

On pourra résumer cette modélisation par (tableau II.1), qui montre la transmission entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

Neurone biologique	Neurone artificiel
Dendrite	Signal d'entrée
Synapses	Poids de connexions
Corps cellulaire	fonction d'activation
Axones	Signal de sortie

*Tableau II. 1* Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

## II.6 Architecture du réseau de neurone

L'architecture d'un réseau de neurones est fonction du nombre de couches de ce dernier et surtout de la structure des connexions entre neurones.[17] Il existe plusieurs types d'architectures, on peut citer:

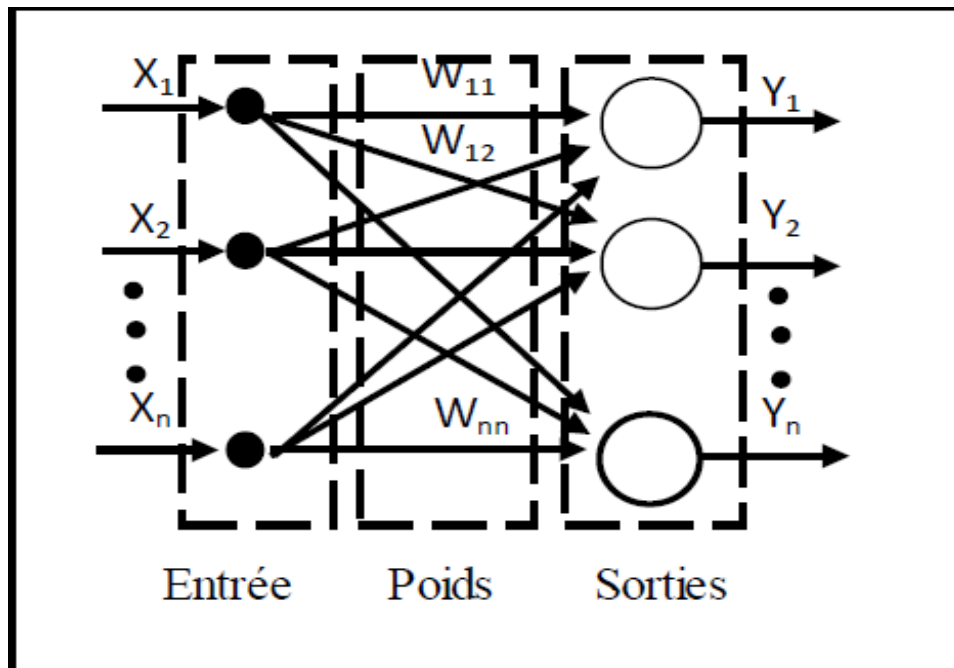
- Réseaux monocouches,
- Réseaux multicouches,
- Réseaux à connexions locales,
- Réseaux à connexions complètes.

### II.6.1 Réseau de neurones monocouches

#### Perceptron

Un réseau de neurones monocouche, aussi appelé perceptron, est caractérisé de la manière suivante:

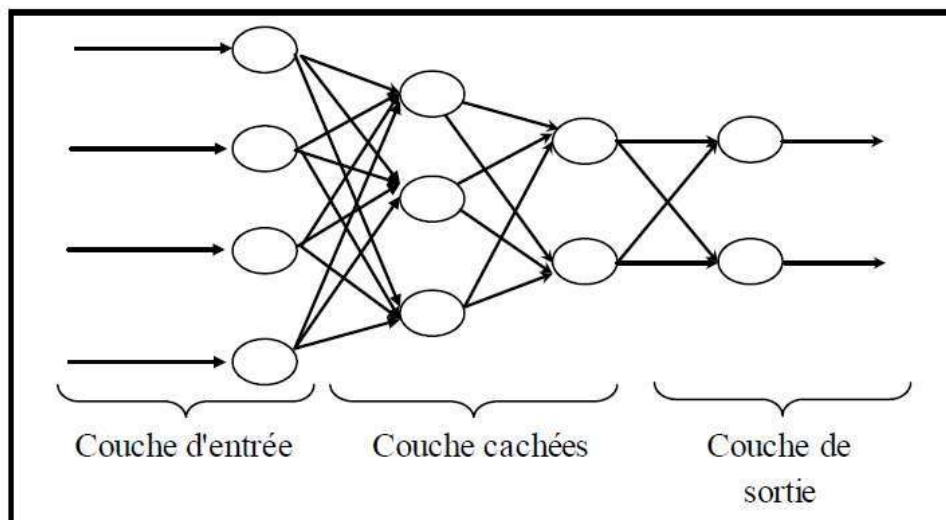
- Il possède  $n$  informations en entrée.
- Il est composé de  $p$  neurones, que l'on représente généralement alignés verticalement. Chacun peut en théorie avoir une fonction d'activation différente. En pratique, ce n'est généralement pas le cas.
- Chacun des  $p$  neurones est connecté aux  $n$  informations d'entrée. La figure II.3 représente le Réseaux monocouche.



**Figure II.3** Le réseau monocouche.

### II.6.2 Réseaux de neurones multicouches

Un réseau multicouche n'est rien d'autre qu'un assemblage de couches les unes aux autres, de la gauche vers la droite, en prenant les sorties d'une couche et en les injectant comme les entrées de la couche suivante. Ce type de réseau comme le montre la figure II.4, est organisé en couches de neurones. Généralement, il n'y a pas de connexions entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec ceux des couches en aval, [18].



**Figure II.4** Réseaux de neurones multicouches

## II.7 Apprentissage des réseaux de neurones

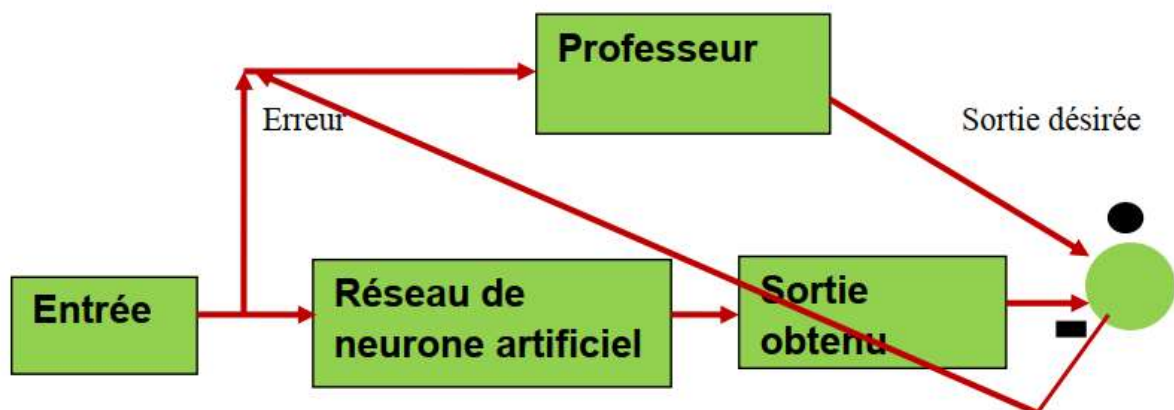
L'apprentissage des réseaux neuronaux est une étape du développement des réseaux neuronaux. A ce stade, le comportement du réseau va évoluer jusqu'à obtenir le comportement souhaité. L'idée est d'ajuster le poids du RN pour réduire les échantillons d'apprentissage erronés.

### II.7.1 Le type d'apprentissage des réseaux de neurones

#### II.7.1.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé étant une adaptation des coefficients synaptiques du réseau, la sortie du réseau correspond à la sortie souhaitée dans chaque cas. L'apprentissage supervisé est le type d'apprentissage le plus courant. A chaque fois que vous voulez ajuster votre poids,

- ✓  A chaque fois que vous essayez, l'erreur est calculée.
- ✓  Le poids est remplacé par la plus petite erreur, si tant est qu'il y en ait une



**Figure II.5** Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.

#### II.7.1.2 Apprentissage non supervisé

Le réseau détecte des caractéristiques communes parmi les nombreuses entrées. Il tente ainsi d'établir une "classe" indépendante. Il apprend à donner des réponses en classe. L'apprentissage est difficile. Il n'y a aucun signe d'erreur. [19]





**Figure II.6** Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone

### II.7.1.3 Apprentissage semi supervisé

Dans ce contexte d'apprentissage, le réseau neuronal n'a pas développé un certain comportement fondamental. Le réseau peut déterminer des indicateurs qualitatifs (vrai/faux) pour les performances du réseau. [19]

### II.7.2 Règle d'apprentissage

Le but de l'apprentissage est de modifier le poids des connexions entre les neurones. [19]

Il existe plusieurs règles de modification :

#### II.7.2.1. Règle de Hebb

D'après les résultats d'expériences d'observation neurobiologiques :  
Neurones qui se sont déclenchés ensemble, enchevêtrés ensemble. Les coefficients synaptiques des neurones dont les activités sont synchronisées sont plus élevés. Lorsque deux unités connectées sont opérationnelles en même temps, la force de la connexion augmente. Les équations suivantes peuvent être utilisées pour modéliser la loi de Hebb : [20]



La loi de Hebb peut être modélisée par les équations suivantes :

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij} \quad (\text{II.1})$$

Talque :

$$\Delta w_{ij} = \varepsilon \cdot x_i \cdot x_j \quad (\text{II.2})$$

$x_j$  : Valeur de la sortie du neurone j

$x_i$  : Valeur de la sortie du neurone i

$\varepsilon$  : Est une constante positive qui représente la force d'apprentissage (epsilon) ou diminuée.

### II.7.2.2 Loi Widrow-Hoff d'adaline (Loi Delta)

Cette loi est également une version modifiée de la loi de Hebb. Utilisation du principe de La correction des erreurs est une règle qui guide certains algorithmes d'apprentissage de l'ARN.  $E = di - xi$

Si la sortie est inférieure à la réponse souhaitée, par exemple, le poids de la connexion doit être augmenté, en supposant que l'unité  $j$  est excitable (égale à 1).

Cette règle peut s'exprimer de la façon suivante :

$$\Delta w_{ij} = \varepsilon (di - xi) x_j \quad (\text{II.3})$$

Avec :

Sortie  $xi$  et entrée  $xj$

$di$  : Réponse désirée par l'expert humain [20]

### II.7.2.3 Algorithme d'apprentissage

1- Initialisation des poids et du S-score à l'aide de valeurs aléatoires (petites).

2- Démonstration d'une entrée  $E_i = (e_1, \dots, e_n)$  du socle d'apprentissage.

3- Pour cette entrée, calculer la séquence  $x$  de la sortie :

$$a = \sum (w_i \cdot e_i) - s \quad (\text{II.4})$$

(a) : **signe(a)**:  

$$\begin{cases} \text{si } a > 0 \text{ alors } x = +1 \\ \text{si } a \leq 0 \text{ alors } x = -1 \end{cases}$$

4- Si la sortie  $x$  est différente de la sortie désirée  $di$  pour cet exemple d'entrée  $E_i$  alors modification des poids :

$$w_{ij}(t+1) = \Delta w_{ij}(t) + u \cdot (X_i \cdot X_j) \quad (\text{II.5})$$

5- Tant que tous les exemples de la base d'apprentissage (c'est-à-dire la modification du poids) ne sont pas traités correctement, veuillez revenir à l'étape 2. [15]

## II.8 Perceptron

### II.8.1 Définition

Il s'agit du premier ARN opérationnel. C'est un réseau entièrement interconnecté avec seulement deux couches (entrée et sortie). Il est composé de neurones de seuil. Supervisez le processus d'apprentissage et augmentez progressivement son poids. [12]

### II.8.2 Perceptron a une seule couche

Le perceptron monocouche est le premier des trois réseaux (figure II.7) qui peuvent être utilisés avec une entrée binaire ou continue. Différents algorithmes peuvent être utilisés pour mettre à l'échelle les poids et les seuils de connexion dans un perceptron monocouche. [12]

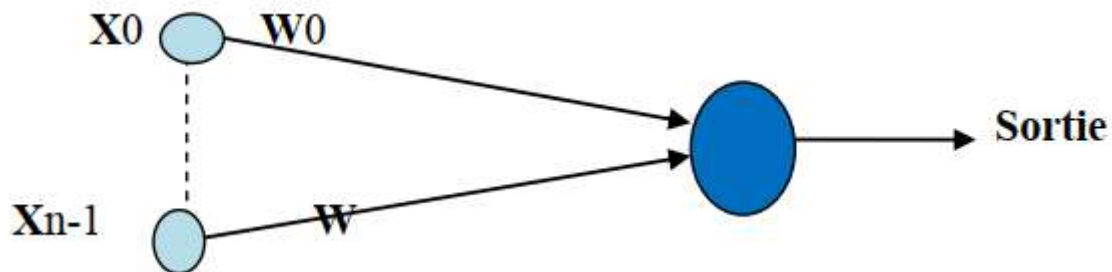


Figure II.7 Perceptron à une seule couche.

### Perceptron multicouches (MLP)

Le perceptron multicouche est un réseau ponctuel avec une ou plusieurs couches de neurones entre les couches d'entrée et de sortie (figure II.8). [12]

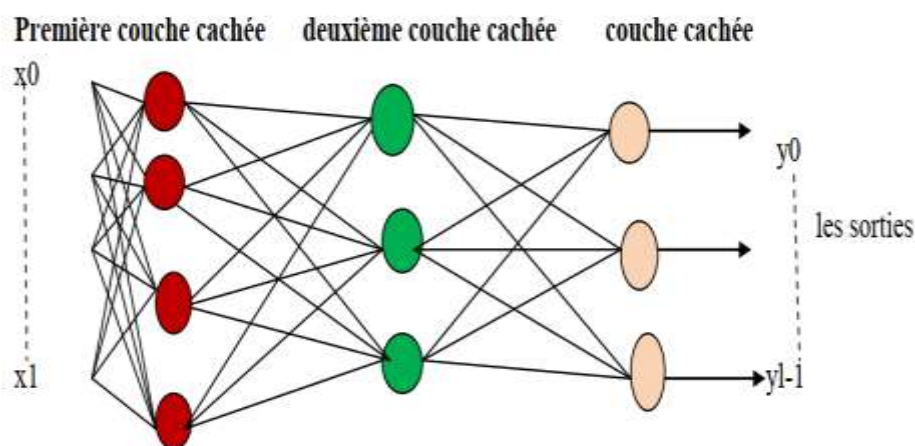


Figure II.8 Perceptron Multicouche

### II.9 Fonction de base radiale (RBF)

#### II.9.1 Définition

Le réseau à fonction de base radiale (RBF) est un modèle de connectivité facile à mettre en œuvre et à comprendre. Le réseau RBF est généralement composé de trois couches : La couche d'entrée est une fonction linéaire qui introduit simplement le signal d'entrée dans la couche cachée. La couche cachée est une unité de traitement qui exécute des fonctions radiales de base. Le neurone est la couche neuronale de sortie de la fonction d'activation

linéaire. Ce type de réseau est couramment utilisé pour la classification et la représentation de fonctions. [22]

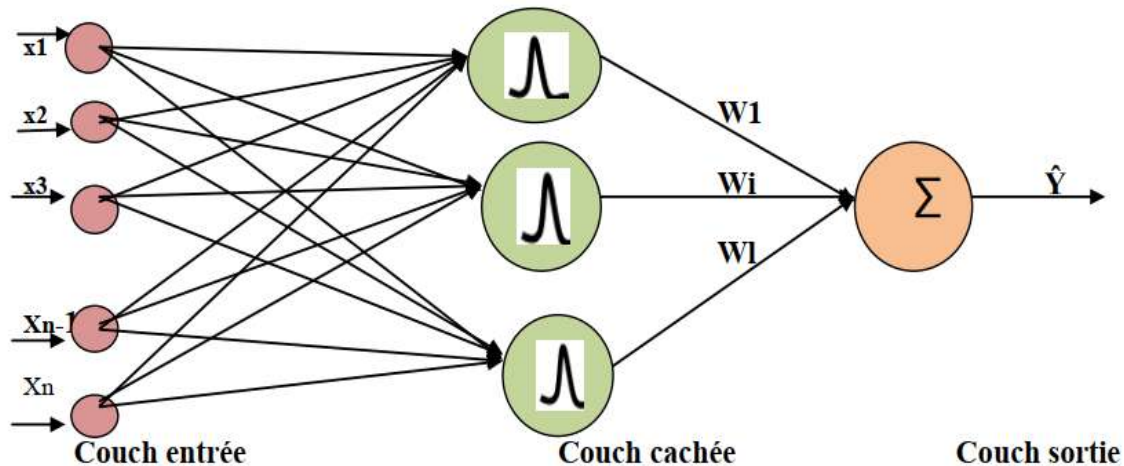


Figure II.9 : Réseaux de neurones à base radiale (RBF).

$$\hat{y} = \sum_i^I w_i \exp\left(\frac{-v^2}{\delta^2}\right) \quad (\text{II.6})$$

$$v_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{c}_j - \mathbf{x}\| = \sqrt{\sum_i^n (x_i - c_{ji})^2} \quad (\text{II.7})$$

$v(\mathbf{x})$  est la distance entre les centres des neurones et les vecteurs d'entrées de ces derniers

$$\delta = \frac{v}{\sqrt{25}} \quad (\text{II.8})$$

$\delta$ : L'écart type

### II.9.2 Apprentissage des réseaux RBF

- Calculer le centre  $c_j$  en utilisant l'algorithme de classification
- Calculer le coefficient de dispersion en utilisant la méthode de la moyenne des distances.
- Calculez  $w_{ij}$  en utilisant la méthode des moindres carrés.

## II.10 Les avantages et les inconvénients de réseaux de neurone

### II.10.1 Avantage des réseaux de neurones

- ❖  Robustesse avec des données bruyantes.
- ❖  Permet la simulation d'une grande variété de comportements.
- ❖  Tolérance aux pannes (éliminer les neurones ...).
- ❖  Calcul automatique des poids.
- ❖  Généralisation. [12]

### II.10.2 Inconvénients

- ❖  Contrairement à la méthode de l'arbre de décision, le résultat est extrêmement opaque.
- ❖  Le temps nécessaire à la mise en place d'un programme de formation peut être assez long
- ❖  Représentation complexe.
- ❖  La période d'étude peut être longue.

- ❖ □ existe un minimum local pour la fonction de coût.
- ❖ □ est difficile d'expliquer les résultats quand on n'a pas de connaissances préalables. [12]

### II.11 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le principe des réseaux de neurones artificiels (RNA). Dans un premier temps, nous avons expliqué le principe de fonctionnement d'un neurone formel, qui est l'entité de base qui compose un réseau de neurones, et d'un réseau de neurone multi couches ou MLP. Ensuite, nous avons présenté les principaux techniques d'apprentissage d'un RNA

# **Chapitre III**

Détection et classification des  
défauts dans les réseaux  
électriques à l'aide de réseaux  
de neurones artificiels

# Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

## III.1 Introduction

Dans ce chapitre, la détection s'il y a des défauts se produira dans la ligne de transmission et de classer ces défauts à l'aide de « réseaux de neurones artificiels ». Tout d'abord, le système de ligne de transmission a été construit (Source d'alimentation, bus et lignes de transmission) à l'aide de MATLAB Simulink. Ensuite, configurez les paramètres et simulez le défaut à l'aide de données réelles. Ensuite, développement d'un réseau de neurones avec algorithme de rétro propagation avec un certain nombre d'entrées, couches cachées avec deux fonctions d'activation (Tan sigmoïde dans la couche cachée et Linéaire dans la couche de sortie) à l'aide de Neural Network Toolbox dans MATLAB. La sortie du réseau qui représente les tensions de phase et les courants de phase sera considérée comme l'entrée du réseau neuronal. Le réseau de neurones sera formé avec 70 % des données utilisées et testé avec 30 % des données restantes pour obtenir la sortie souhaitée (qui est le défaut et le type de défaut). [23]. Enfin, le calcul de l'erreur et de la précision du réseau de neurones dans la détection et la classification du défaut s'est produit. L'objectif principal est d'atteindre une précision d'au moins 90 % ou plus pour les deux réseaux de neurones.

## III.2. Modélisation du système de lignes de transport proposé

Le modèle de réseau électrique triphasé considéré est simulé sous l'environnement MATLAB/Simulink. Il s'agit d'un système électrique de 11 kV, 60 HZ, Puissance charge 10e3, résistance 0.38Ω, inductance 4.12e-3H, capacitive 7.751e-9 F, ligne de 100 km

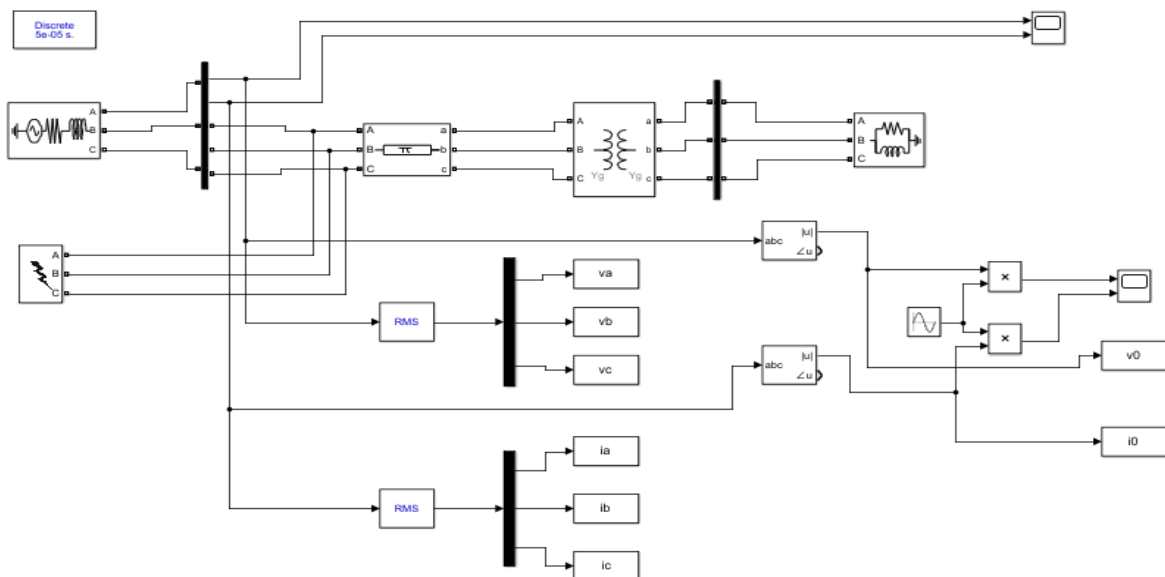


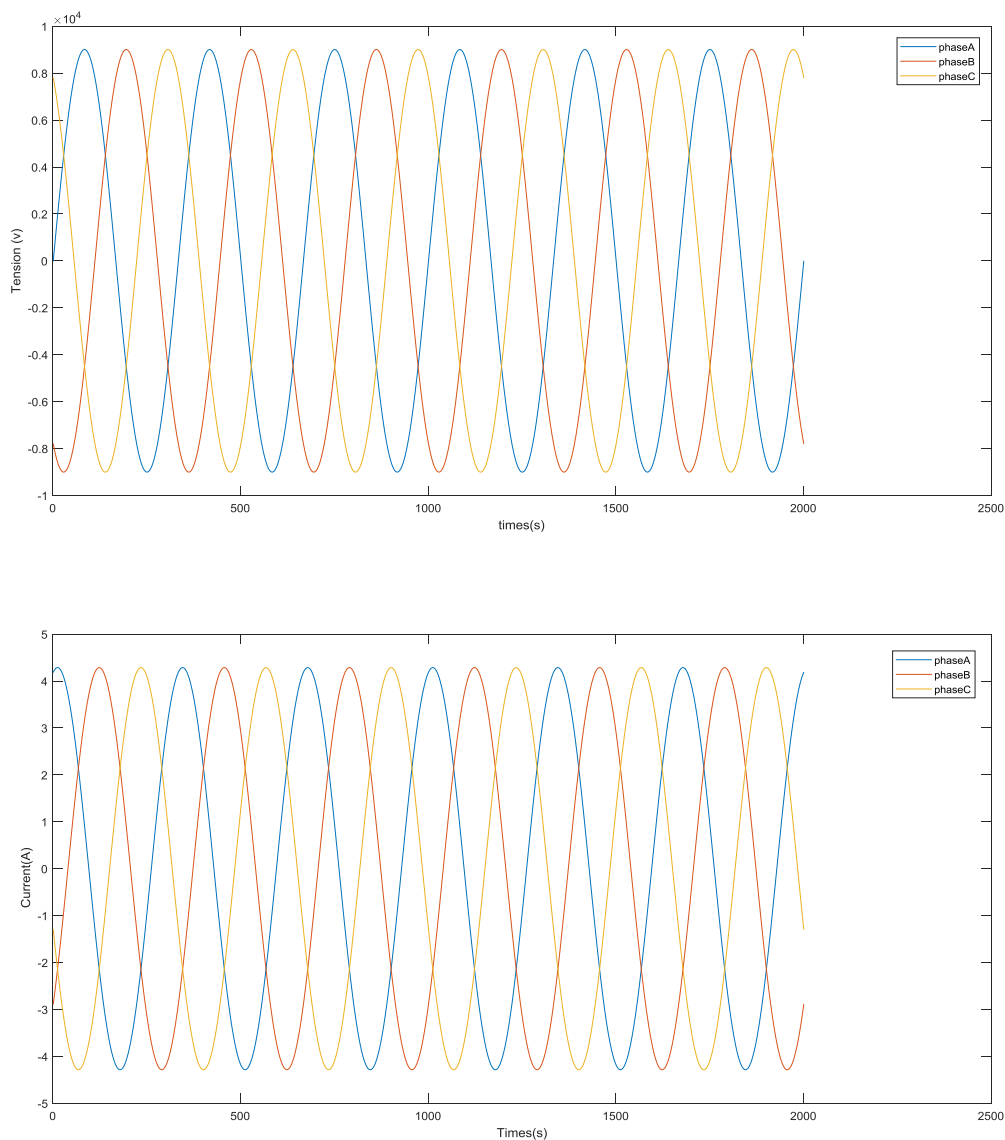
Figure III.1 Modèle du réseaux électrique avec jeux de barres

## Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

Des formes d'onde de tension et de courant triphasées ont été générées et échantillonnées. diminution de la taille globale du réseau de neurones

L'ARN synthétique améliore ses performances, ce qui peut être réalisé grâce à l'optimisation fonction d'extraction. Ce faisant, toutes les informations importantes et pertinentes sont les formes d'onde trouvées dans les signaux de tension et de tension

Le courant peut être utilisé efficacement. La figure III.2 montre les chiffres des ondes de tension et de courant obtenues en l'absence de condition de défaut



**Figure III.2** Formes d'onde de tension et de courant du système étudié, sans défaut.



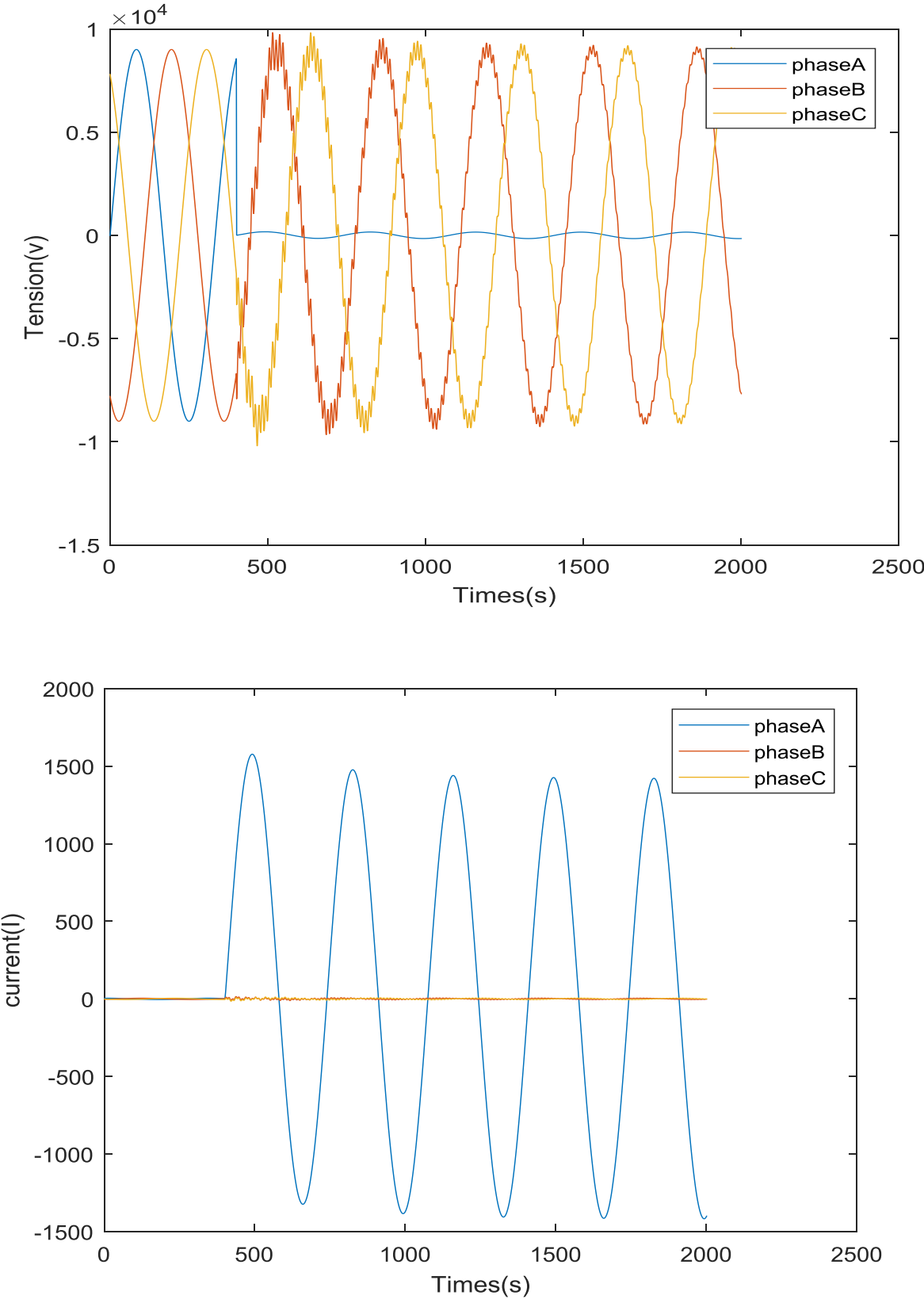
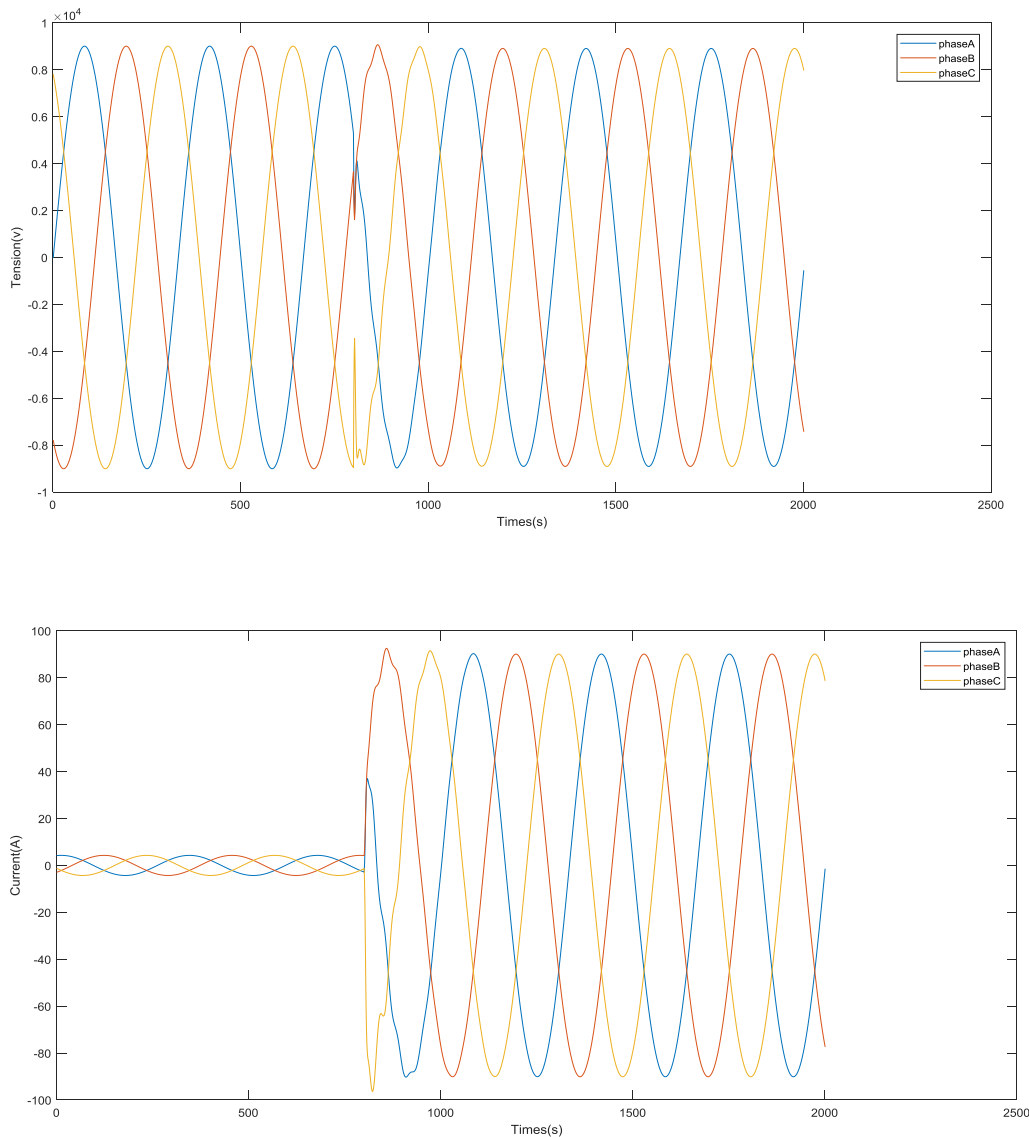


Figure III.3 Formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase A et terre.



**Figure III.4** Formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase A et B ,C

### III.3 Réseaux de neurones artificiels

#### III.3.1 Réseaux de neurones et couches de réseaux de neurones

Le réseau de neurones est en commun les algorithmes les plus efficaces qui ont été correctement utilisés dans un apprentissage automatique au cours de la dernière décennie pour diverses applications pratiques (par exemple : reconnaissance manuscrite, reconnaissance vocale, etc.). Cela peut être défini comme un modèle informatique imité comme le processus biologique des systèmes nerveux où il peut apprendre de l'ensemble de données pour fournir les sorties souhaitées. Le principal avantage de l'algorithme de réseau de neurones est qu'il peut résoudre les problèmes non linéaires et découvrir les résultats par une relation très complexe entre les entrées et les sorties [23]. Chaque réseau de neurones se compose de trois couches représentées par des nœuds. Ces nœuds sont généralement connectés en fonction des systèmes. La

## Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

construction des réseaux de neurones se compose de trois couches principales, couche d'entrée, couche cachée et couches de sortie : [24].

**Couche d'entrée :** il s'agit de la première couche du réseau de neurones, qui contient plusieurs nœuds, a reçu l'ensemble de données et des informations de différents types en fonction des formes d'entrée.

**Calque caché :** il peut être représenté en calques cachés ainsi qu'en un seul calque. Ces couches ont reçu les données de la couche d'entrée et implémentent une formulation mathématique dont les résultats sont envoyés à la couche de sortie sous forme de modèle.

**Couche de sortie :** ces nœuds recevront le résultat par rapport à la sortie souhaitée pour vérifier les performances. Le programmeur effectuera et répétera ces étapes à moins que les résultats étroitement souhaités aient été atteints.

### III.3.2. Structure du réseau neuronal

La structure du réseau de neurones se compose de neurones dans les couches d'entrée, de la première fonction d'activation dans la couche d'entrée, des poids et des biais, des neurones cachés dans la couche cachée, de la deuxième fonction d'activation dans la couche de sortie et de la sortie souhaitée. La figure 3.4 montre la structure générale d'un réseau de neurones.[26]

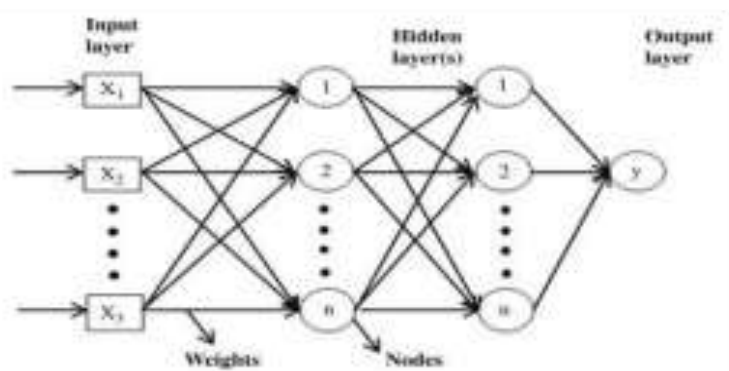


Figure III.5 Structure NN

## III.4 Détection et classification des défauts électriques à l'aide de réseaux de neurones

### III.4.1 Réseau neuronal de détection de panne

La conception prévue du réseau neuronal consistait à prendre les tensions de phase et les courants de phase comme entrées du réseau neuronal. La structure du réseau de neurones est la suivante :

Couche d'entrée avec 8 entrées, fonction d'activation Tan-sigmoïde dans la couche d'entrée, couche cachée avec un nombre variable de neurones cachés, fonction d'activation linéaire dans la couche de sortie, couche de sortie avec une sortie, algorithme de rétro propagation, formation avec l'algorithme de Levens berg-Marquardt avec 70% des données, Validation de

## Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

15% des données, Test de 15% des données restantes. La figure III.6 ci-dessous montre la structure du réseau de neurones développé. [26].

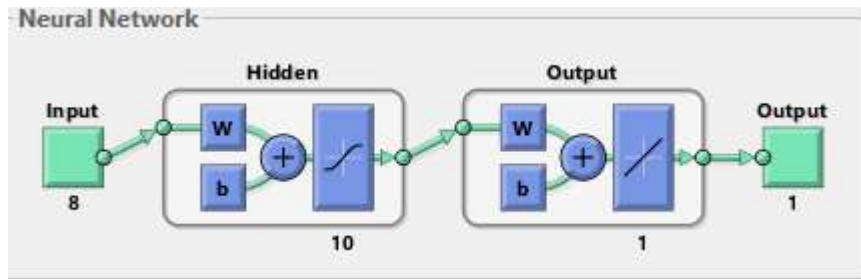


Figure III.6 Réseau neuronal de détection de défaut

### III.5 Système de détection de défaut utilisant artificiel Réseau neuronal

Pour commencer à créer le réseau de neurones souhaité, la première consiste à identifier les entrées pour le réseau de neurones et la cible

sorties selon le tableau (1) ci-dessous :

Entrées (type de défaut)	Sortie réseau
A-G	1
B-G	1
C-G	1
ABG	1
ACG	1
BCG	1
ABCG	1
ABC	1
AB	1
AC	1
BC	1
Sans defaults	0

Tableau III.1 Entrées et sorties de détection de défaut

Après avoir identifié toutes les entrées et sorties nécessaires, le réseau de neurones a été formé à l'aide de l'outil MATLAB pour le réseau de neurones (**nftool**). Considérant 70 % des données pour la formation, les 30 % restants ont été divisés en 15 % de validation et 15 % de test. Le processus de formation est illustré à la figure III.7 ci-dessous.

# Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

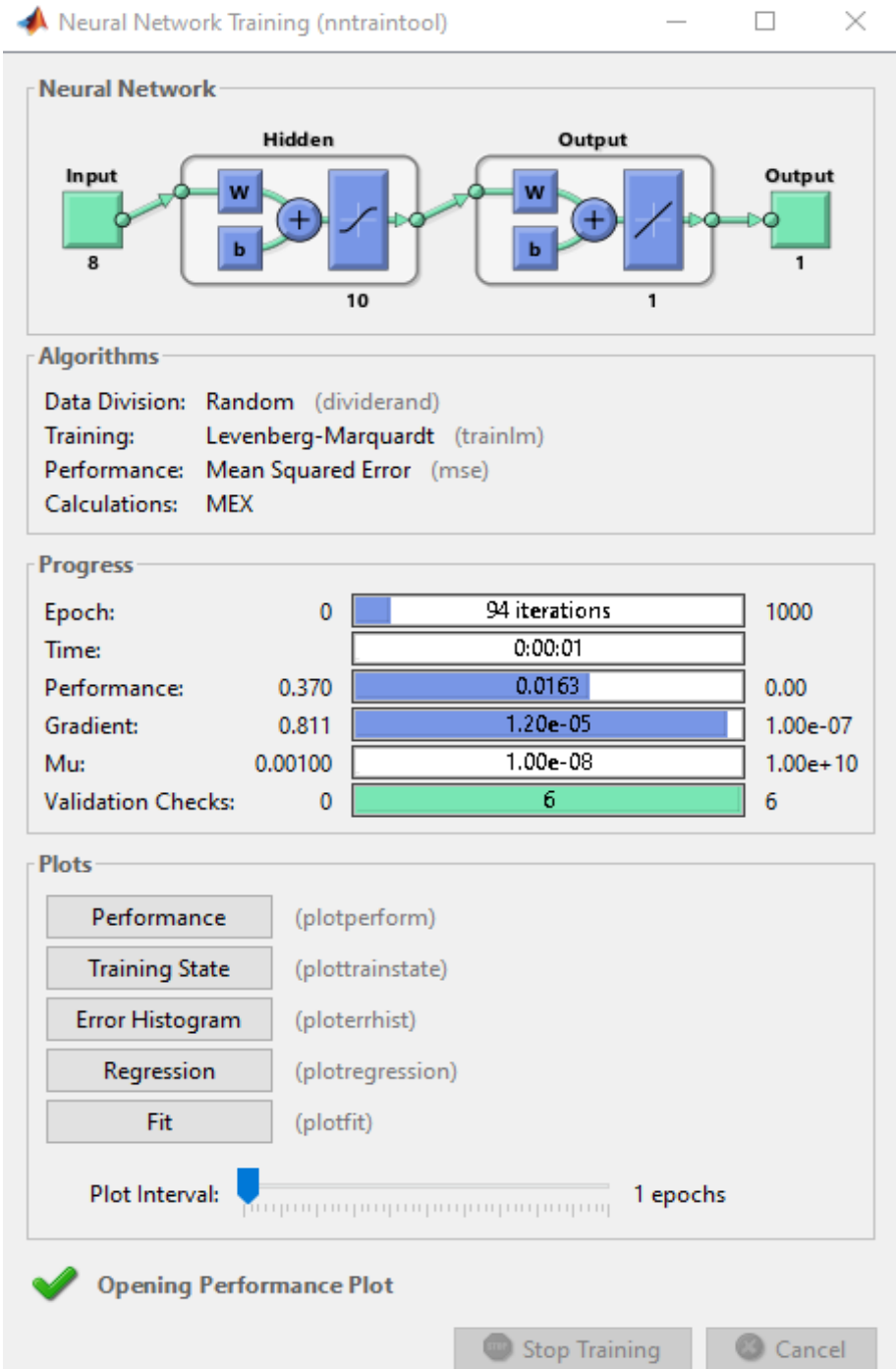
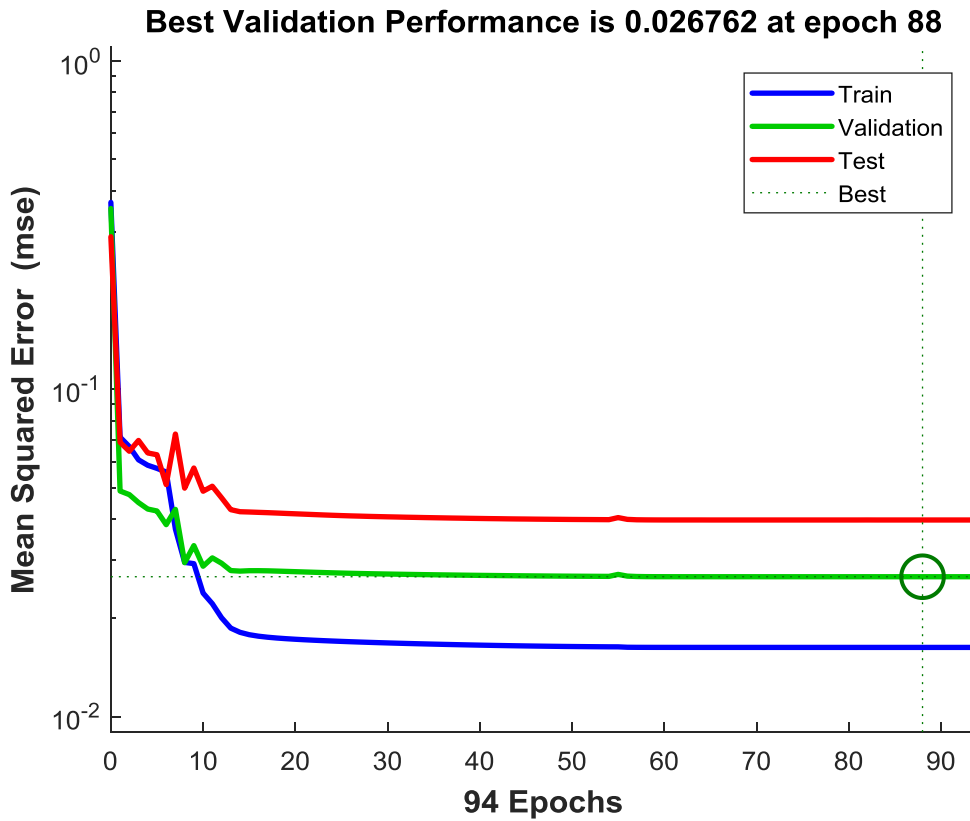


Figure III.7 formation à la détection des pannes

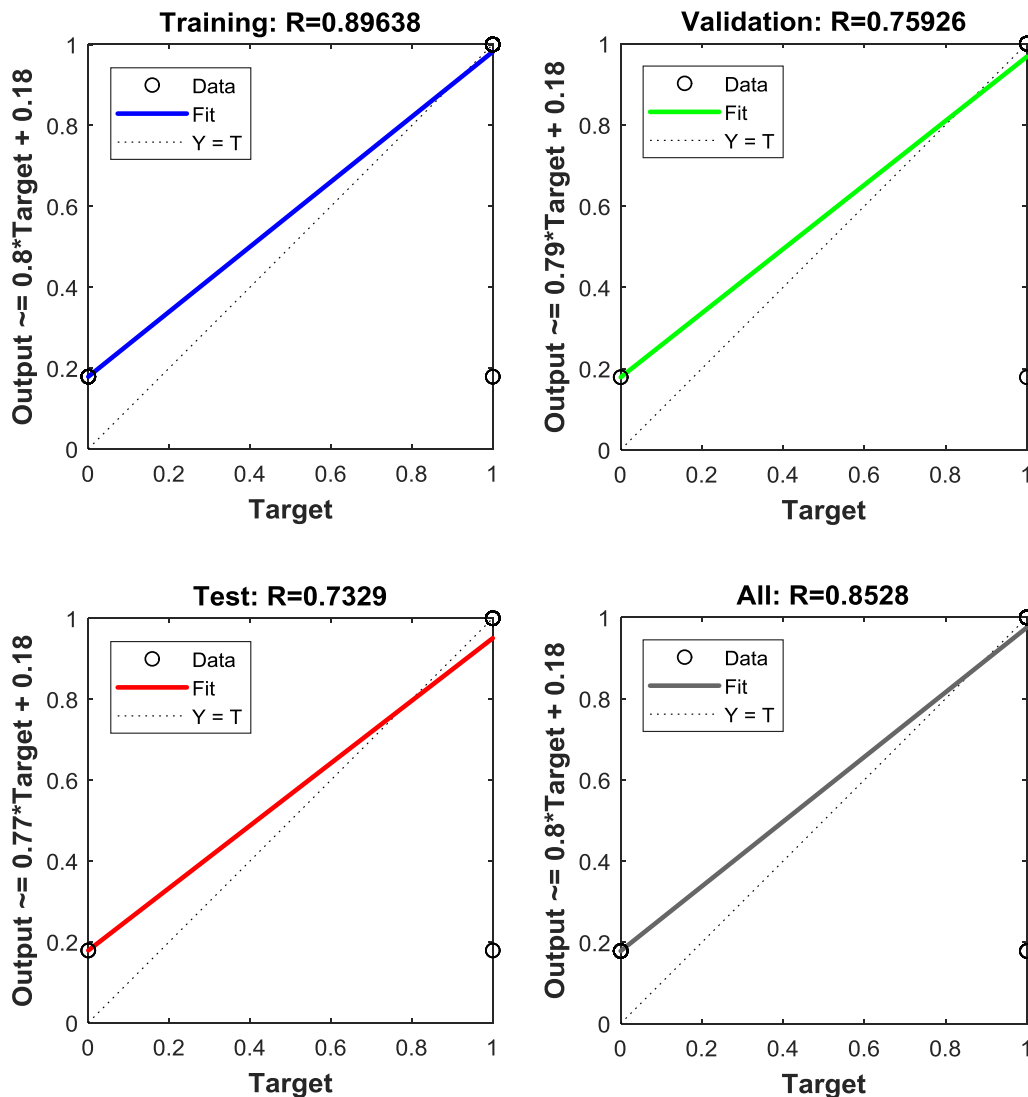
## Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

Après la formation, les graphiques des performances du réseau de neurones et le modèle de régression afin de voir le comportement du réseau conçu. la figure III.8 ci-dessous montre les performances du réseau de neurones. [28].



**Figure III.8** performances du réseau de détection

Le graphique de régression pour le réseau neuronal développé pour la détection des défauts est illustré ci-dessous figure III.9



**Figure III.9** Ajustement de la régression pour la détection ANN

D'après le graphique de performance et le graphique de régression, le réseau de neurones développé est stable. Le but était d'obtenir les meilleures performances du réseau de neurones en ajustant le nombre de neurones cachés dans la couche cachée, on constate que lorsque le nombre de neurones cachés dans la couche cachée est de 10, recevoir les meilleures performances du réseau de neurones avec erreur quadratique moyenne de  $1.20e-05$  en 94 itérations avec une performance de 90 %. lorsque les entrées du tableau III.1 sont données au réseau, la sortie à 90 % est reçue

## Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

### III.6 Système de classification des défauts utilisant un réseau neuronal artificiel

Pour commencer à créer le réseau neuronal souhaité, les entrées qui sont représentées par les tensions de phase ( $V_a$ ,  $V_b$ ,  $V_c$  &  $V_0$ ) et les courants de phase ( $I_a$ ,  $I_b$ ,  $I_c$  &  $I_0$ ) comme indiqué dans le tableau III.2 ci-dessous : [29].

	$V_a$	$V_b$	$V_c$	$I_a$	$I_b$	$I_c$	$V_0$	$I_0$	Défaut
1	6.299	6.368	6.369	63.67	3.009	3.052	187.7	29.74	<b>A-G</b>
2	6.369	6.299	6.368	3.052	63.67	3.008	187.7	29.74	<b>B-G</b>
3	6.368	6.368	6.299	3.008	3.052	63.67	187.7	29.74	<b>C-G</b>
4	6.299	6.299	6.368	63.69	63.68	3.031	187.7	29.74	<b>ABG</b>
5	6.299	6.368	6.299	63.68	3.031	63.69	187.7	29.73	<b>ACG</b>
6	6.368	6.299	6.229	3.031	63.69	63.68	187.7	29.73	<b>BCG</b>
7	1.139	1.139	1.139	1.139	1.139	1.139	4.258	1.210	<b>ABCG</b>
8	1.139	1.139	1.139	1.139	1.139	1.139	4.108	2.733	<b>ABC</b>
9	1.139	1.139	1.139	1.139	1.139	1.139	0.009	0.001	<b>AB</b>
10	6.144	6.368	6.485	53.68	3.031	56.65	0.009	0.001	<b>AC</b>
11	6.368	6.485	6.144	3.031	56.65	53.68	0.009	0.001	<b>BC</b>
12	6.368	6.383	6.368	3.030	3.030	3.030	8.833	6.161	<b>Sans default</b>

**Tableau III.2** Valeurs d'entrée du réseau neuronal pour différents cas de défaut

Ensuite, l'entrée du réseau neuronal est définie comme type de défaut sous forme codée (4 bits) comme indiqué dans le tableau III.3 ci-dessous :

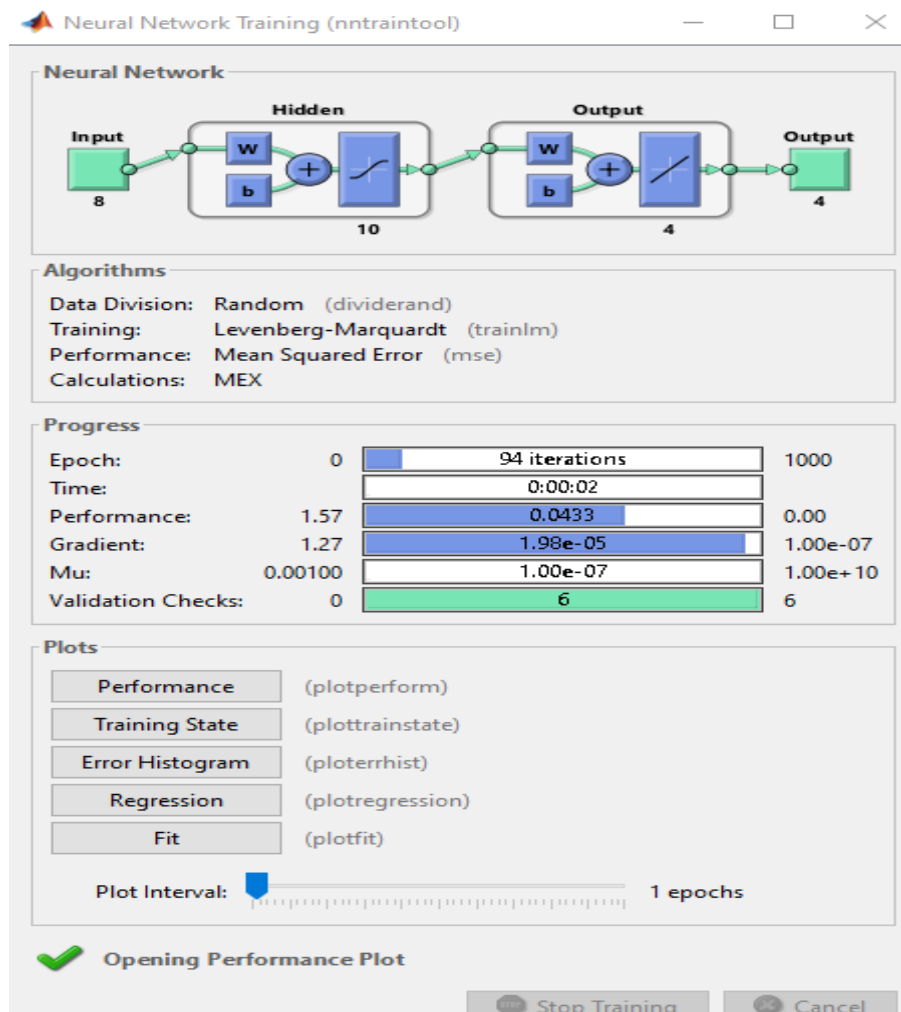
Type de défaut	Sortie cible réseau			
	A	B	C	G
<b>A-G</b>	1	0	0	1
<b>B-G</b>	0	1	0	1
<b>C-G</b>	0	0	1	1
<b>ABG</b>	1	1	0	1
<b>ACG</b>	1	0	1	1
<b>BCG</b>	0	1	1	1
<b>ABCG</b>	1	1	1	1
<b>ABC</b>	1	1	1	0
<b>AB</b>	1	1	0	0
<b>AC</b>	1	0	1	0
<b>BC</b>	0	1	1	0
<b>Sans deflate</b>	0	0	0	0

**Tableau III.3** Entrée et sortie cible pour le réseau de neurones de classification



## Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

Les sorties ont été classées par type de défaut, 4 bits ont été utilisés pour représenter chaque type de défaut afin que le réseau neuronal puisse s'en souvenir facilement. Une fois l'identification des entrées et des sorties cibles terminée, la phase suivante consiste à former le réseau de neurones et à découvrir les performances et l'erreur quadratique moyenne correspondante ainsi que la précision du réseau. La figure III.10 montre le processus de formation du réseau. 70% des données utilisées pour la formation, 15% pour la validation et 15% pour les tests. [30].



**Figure III.10** Processus de formation pour la classification ANN

Après la formation, les graphiques ont été obtenus pour le réseau de neurones montrant les performances et le modèle de régression pour voir le comportement du réseau conçu. la figure III.11 ci-dessous montre les performances du réseau de neurones. [31].

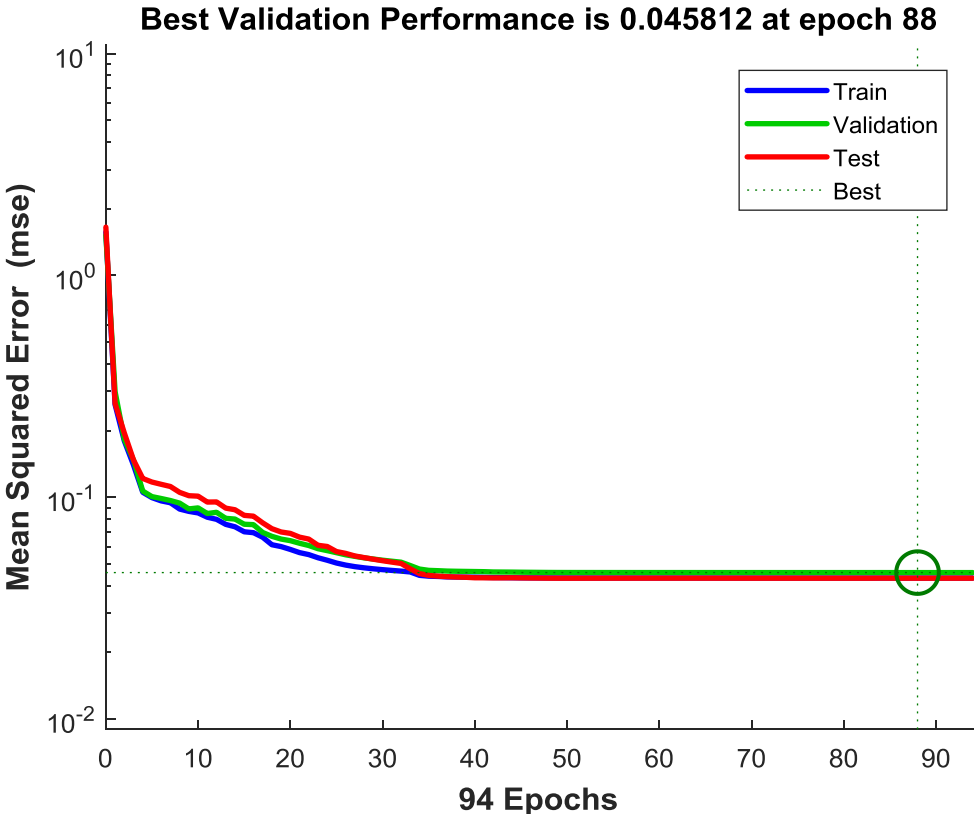


Figure III.11 Performances du réseau de classification

Le graphique de régression pour le réseau neuronal développé pour la classification des défauts est présenté dans la figure ci-dessous III.12

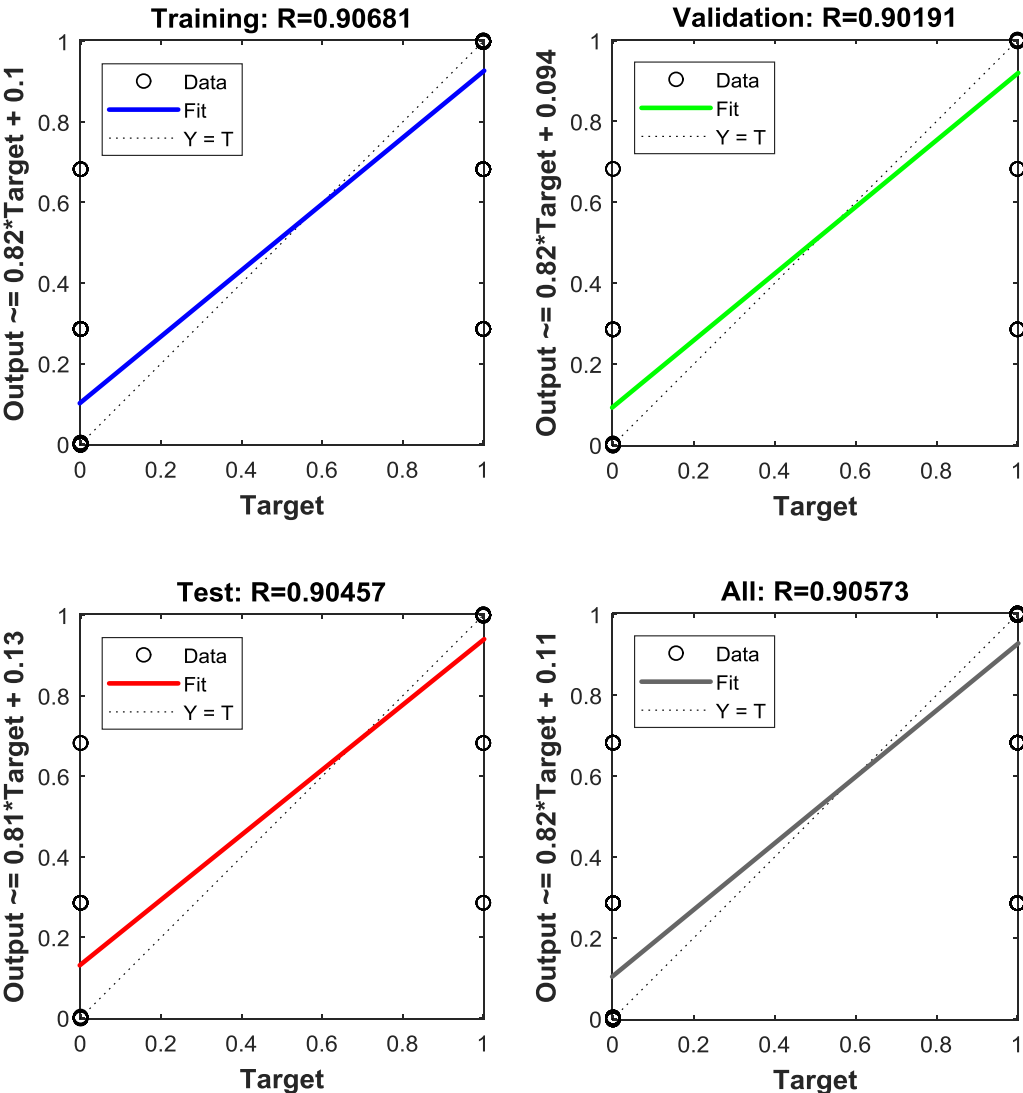
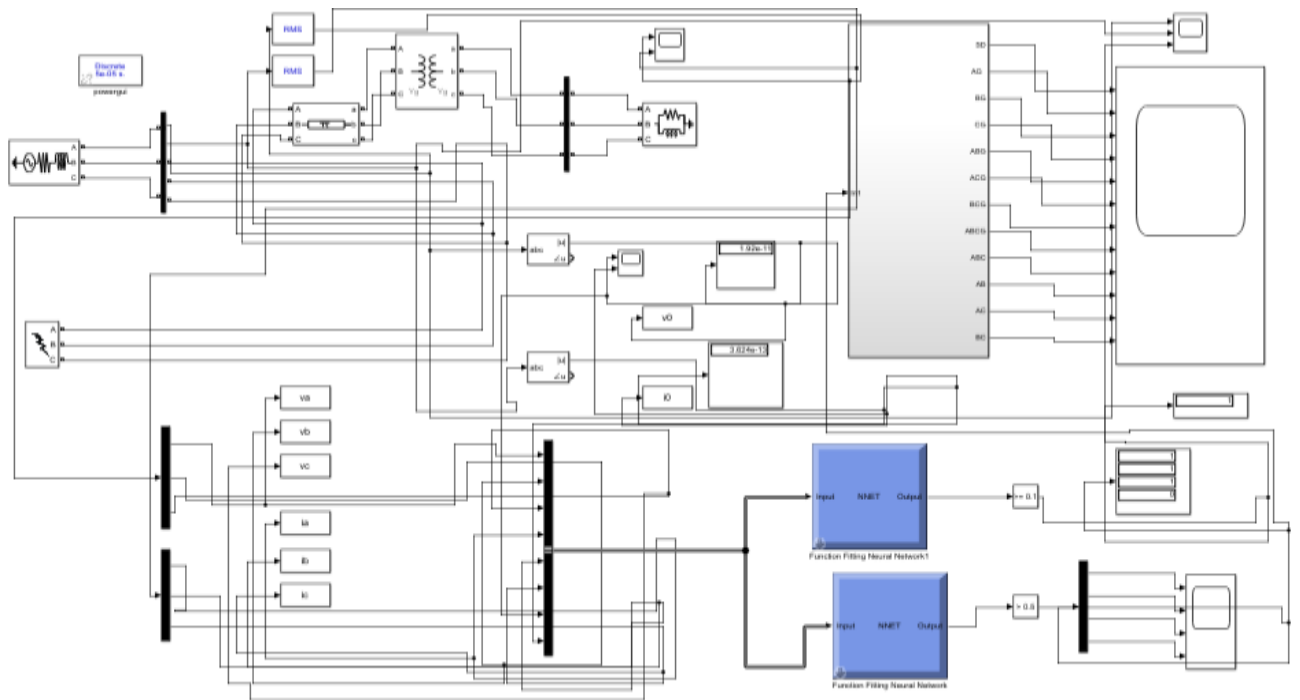


Figure III.12 Ajustement de la régression pour la classification ANN

## III.7 Schéma global de réseaux Neureen



## III.13 Schéma global de réseaux Neureen

Le réseau neuronal a été testé pour garantir l'obtention de la sortie cible. Les graphiques de certains défauts ont été obtenus pour s'assurer que les performances du réseau de neurones conçu sont bonnes. Les figures III. (14, 15, 16 et 17) montrent les graphiques de certains défauts détectés en utilisant un réseau de neurones artificiels. [32].

# Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

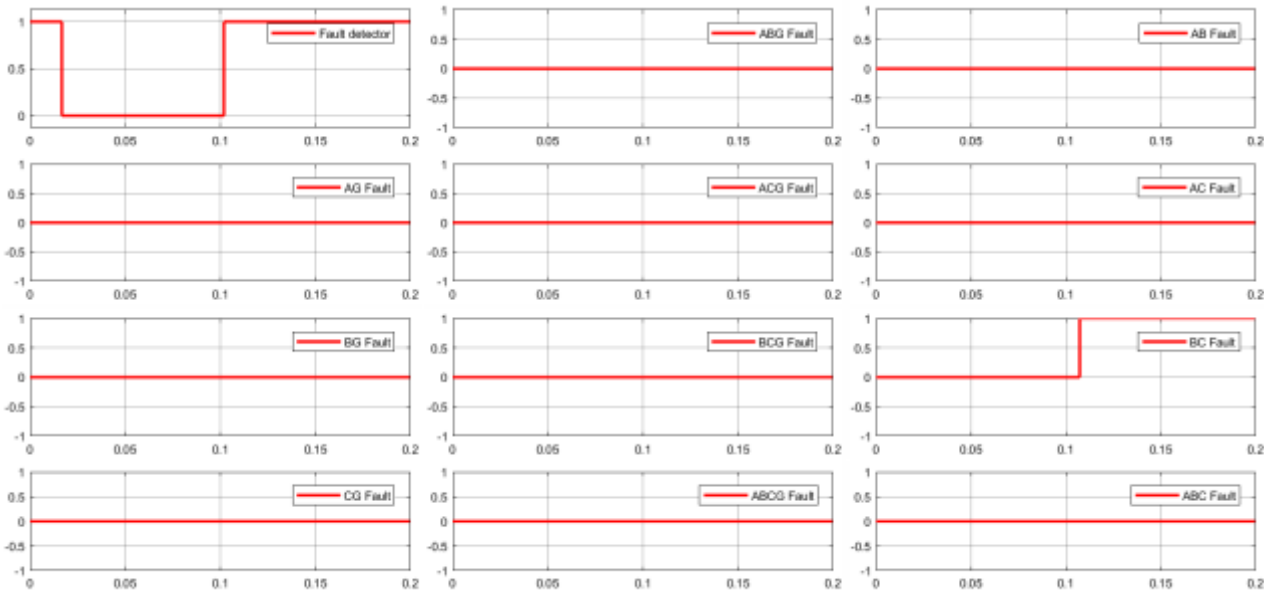


figure III.14.B-C défaut

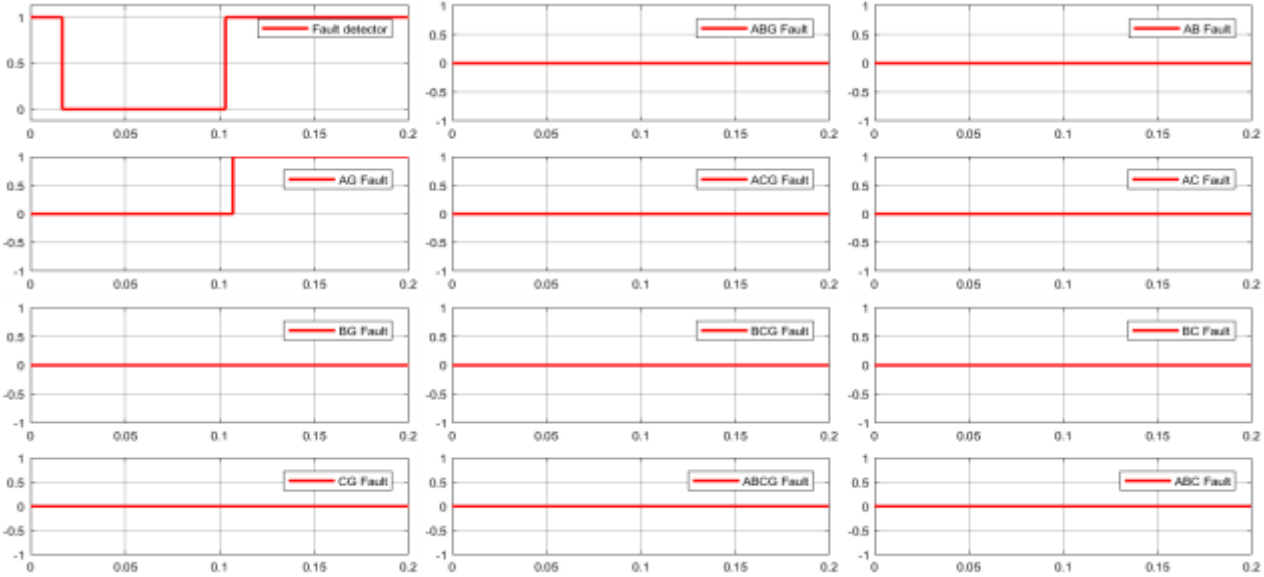


figure III.15 A-G défaut

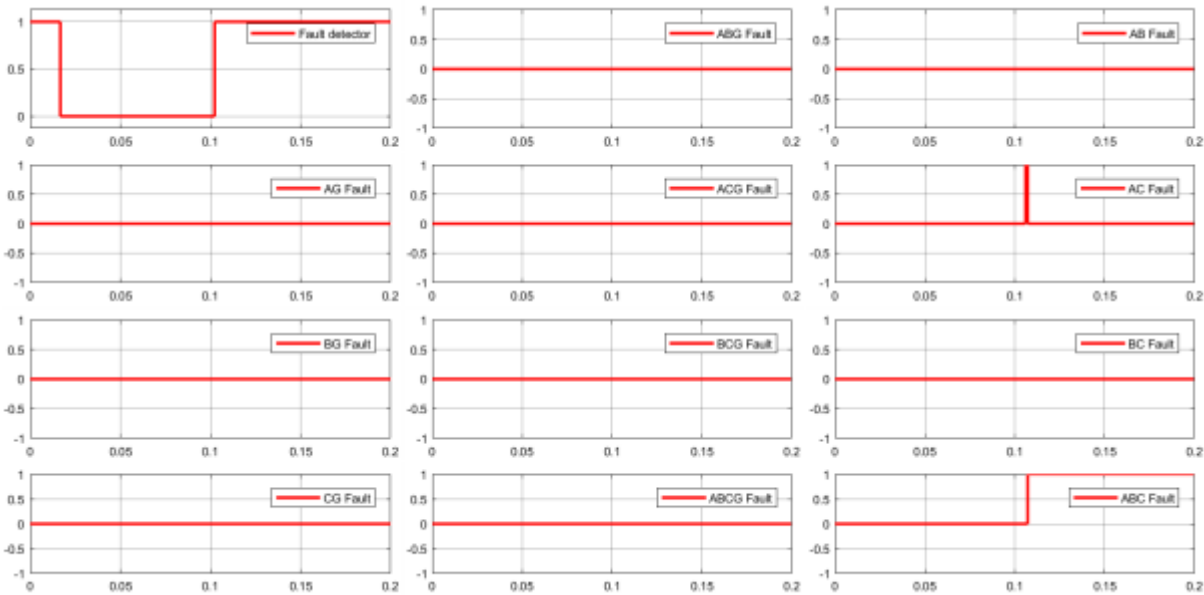


figure III.16 A-B-C défaut

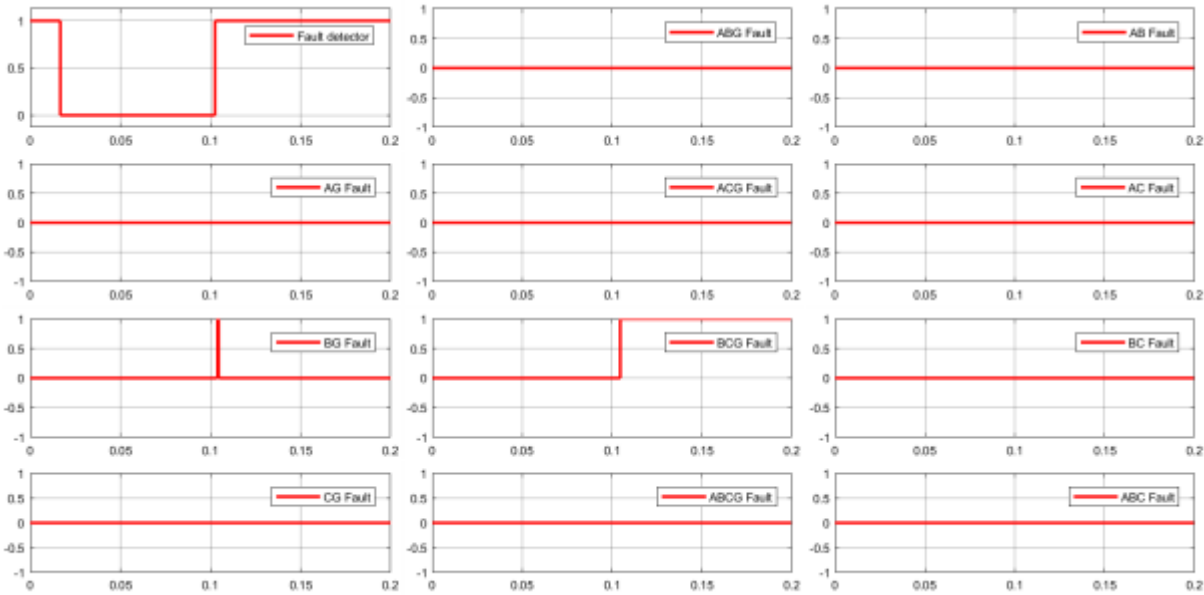


figure III.17 B-C-G défaut

## Chapitre III: Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques à l'aide de réseaux de neurones artificiels

---

### III.8 conclusion :

L'objectif principal de cet chapitre est d'utiliser l'artificiel intelligence dans la détection et la classification des défauts électriques dans les réseaux électriques. Les deux neurones développe pèles réseaux devaient remplir les fonctions requises. Le premier neurone le réseau était destiné à la détection des défauts en organisant les types de défauts passe en "0" et "1". Le deuxième réseau de neurones est pour classifications des défauts en utilisant les tensions de phase et la phase courants comme entrée avec sortie cible de 4 chiffres classant le type de défaut. La performance globale des deux artificielles les réseaux de neurones étaient excellents avec une précision de près de 90 % pour le réseau neuronal de détection de défaut et 95 % pour le défaut réseau neuronal de classification. En tant que travail futur, un troisième neurone réseau peut être développé pour être utilisé pour déterminer le défaut emplacement survenu. En développant le troisième réseau de neurones, un système complet à utiliser pour détecter, localiser et classification des défauts électriques dans tout réseau électrique sera créé. Tous les travaux ont été effectués à l'aide du logiciel MATLAB avec l'outil intégré de réseau neuronal (**nftool**).

## Conclusion Générale

---

### **conclusion général :**

Les lignes de transport électrique représentent un élément nécessaire et indisponible dans le réseau électrique, permettant d'acheminer l'énergie électrique aux clients. En plus, leurs câbles ne sont pas isolés et sont directement exposés à des conditions atmosphériques sévères, ce qui font d'eux plus susceptibles d'être sujettes à l'apparition de défauts, ces derniers peuvent causer des dommages catastrophiques s'ils ne sont pas éliminés rapidement. Ce travail a étudié la possibilité de concevoir un système de protection intelligent des lignes de transmission basé sur les réseaux de neurones artificiels. L'outil utilisé à cette fin est Matlab/Simulink, les bibliothèques « Sim Power Systems »

Dans l'ensemble, l'utilisation de réseaux de neurones pour la détection et la classification des défauts du système électrique a le potentiel d'améliorer considérablement la fiabilité et la sécurité des systèmes électriques. Avec la disponibilité croissante des données sur les systèmes énergétiques et les progrès des techniques d'apprentissage automatique, nous nous attendons à ce que cette approche devienne encore plus importante à l'avenir.



## Références

---

### References:

- [1] N. D. Tleis, Power systems modelling and fault analysis : theory and practice, Amsterdam ;; Elsevier/Newnes, 2008.
- [2] "IEEE Recommended Practice for Protection and Coordination of Industrial and Commercial Power Systems (IEEE Buff Book)," IEEE Std 242-2001 (Revision of IEEE Std 242-1986) [IEEE Buff Book], pp. 1-710, 2001.
- [3] K.-P. Brand and I. De Mesmaeker, "Power System Protection," in Handbook of Electrical Power System Dynamics: John Wiley and Sons, Inc., 2013, pp. 737-785.
- [4] S. H. Horowitz and A. G. Phadke, Power System Relaying (no. 1). Wiley/Research Studies Press, , 2008, pp. 115-118.
- [5] (Copyright © 2008 Dr Abdul Nasser Dib Tleis. Published by Elsevier Ltd. All rights reserved) 05-04-2023
- [6] J. I. Murari Mohan Saha, Eugeniusz Rosolowski, Fault Location on Power Networks (Power Systems). Springer, 2010.
- [7] V. N. Vapnik, "An overview of statistical learning theory," IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 10, no. 5, pp. 988-999, 1999.
- [8] S. Ekici, S. Yildirim, and M. Poyraz, "A transmission line fault locator based on Elman recurrent networks," Applied Soft Computing, vol. 9, no. 1, pp.341- 347, 2009/01/01/ 2009.
- [9] R. Resmi, V. Vanitha, E. Aravind, B. R. Sundaram, C. R. Aswin, and S. Harithaa, "Detection, Classification and Zone Location of Fault in Transmission Line using Artificial Neural Network," in 2019 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT), 20-22 Feb. 2019 2019, pp. 1-5.
- [10] M. Saha, J. Izykowski, and E. Rosolowski, "Fault Location on Power Networks," 2009.
- [11] D. Thukaram, U. J. Shenoy, and H. Ashagesstha, 2006. Neural network approach for fault location in unbalanced distribution network with limited measurement, in Proc. IEEE Power India Conf., New Delhi, India, pp. 493–500, Apr. 2006.
- [12] S.Michelle, «Réseaux de neurones », support de cours, (2001).
- [13] J. Zupan, J. Gasteiger, Anal. Chim. Acta 248 (1992) 1–30
- [14] J.M. Zurada, Introduction to Artificial Neural System, PWS, Boston, 1992
- [15] Kadous Djamila, Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining : Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données, Université de Tlemcen, (2012).
- [16] N. Ketfi, "Contribution à la gestion des réseaux de distribution en présence de génération d'énergie dispersée", Thèse de doctorat, Université de Batna, 2014.

## Références

---

- [17] Y. Hen Hu, J. Neng Hwang, "Handbook of neural network signal processing ", CRC Press LLC, United States of America, 2001.
- [18] CH. Abd elkebir et S.Barkat,"Implémentation de méthode d'intelligence artificielle pour la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension artificiellement polluée sous MTLAB/Simulink", Mémoire master en génie électrique, Université Mohamed Boudiaf Msila, 2018.
- [19] TRAH. Fatiha mémoire magister rayonnement estimation par reseau de neurone
- [20] S. Faysal et B. Abderrahmane « Reconnaissance des chiffres manuscrits par les SVM » Mémoire de licence, Université Ahmed Draïa D'Adrar, (2015).
- [21] Miloudi.Lalia, « Méthodes heuristiques appliquées à l'optimisation du contrôle de L'orientation d'un panneau solaire photovoltaïque », thèse présenté pour l'obtention du Diplôme de doctorat en université M'Hamed Bougara -Boumerdes, (2017).
- [22] A. Abbas, A. Hanna, and H. M. D. Habbi, "Fault Detection and Diagnosis Based on Artificial Neural Network," vol. 7, no. 5, pp. 1690-1697,2016
- [23] M. H. Beale, M. T. Hagan, and H. B. Demuth, Neural Network Toolbox TM 7 User 's Guide..
- [24] K. Chen, C. Huang, and J. He, "Fault detection, classification and location for transmission lines and distribution systems: a review on the methods," High Volt, vol. I, no. I, pp. 25-33,2016.
- [25] J. Holkar and P. V. Fulmali, "Fault Analysis on Transmission Lines using Artificial Neural Network," Int. J. Eng. Set Re& Technol., vol. 5, no. 2, pp. 863— 871,2016.
- [26] M. Jamil, S. K. Sharma, and R. Singh, "Fault detection and classification in electrical power transmission system using artificial neural network," Springerplus, vol. 4, no. 1,2015.
- [27] M. Technologiae, "The Application of Artificial Neural Networks to Transmission Line Fault Detection and Diagnosis," University of South Africa, 2016.
- [28] R. Singh, "Fault Identification and Classification in Transmission Line By Ann Technique Using LevenbergMarquardt Algorithms," Int J. Adv. Eng. Res. Dev., vol. 4, no. II, pp. 951-958,2017.
- [29] S. K. Kumar, M. SwamyR, and V. Venkatesh, "Artificial Neural Network Based Method for Location and Classification of Faults on a Transmission Lines," Int. J. Sc!. Res Publ., vol. 4, no. I, pp. 2250-3153, 2014
- [30] A. Yadav and Y. Dash, "An Overview of Transmission Line Protection by Artificial Neural Network: Fault Detection, Fault Classification, Fault Location, and Fault Direction Discrimination," vol. 2014,2014.

## Références

---

[31] S. Singh, M. K R, and T. S, "Intelligent Fault Identification System for Transmission Lines Using Artificial Neural Network," 10SR J. Comput. Eng., vol. 16, no. I, pp. 23-31,2014.

[32] U. Centroamericana, J. Simeon, and E. Salvador, "Analysis of power system under fault conditions,"