

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة محمد البشير الإبراهيمي - برج بوعريريج

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département électromécanique

## MÉMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

**En** : Automatique

**Spécialité** : Automatique et Informatique Industrielle

**Par** : - BISSAAD Younes

- BOUZID Ayoub

## Sujet

Détection et classification des défauts dans un réseau électrique

Soutenu publiquement, le 01/07/2025, devant le jury composé de :

Pr. IRATNI Abdelhamid	Professeur	<b>Univ-BBA</b>	Président
Pr. TALHAOUI Hicham	Professeur	<b>Univ-BBA</b>	Examineur
Dr. SIMHAMED Yamina	MCB	<b>Univ-BBA</b>	Encadrant

Année Universitaire 2024/2025

## ملخص

أدى التوسع السريع والتعقيد المتزايد في الشبكات الكهربائية إلى ارتفاع ملحوظ في الأعطال الكهربائية، مما يؤثر سلبًا على استمرارية وجودة تزويد الطاقة الكهربائية. واستجابةً لهذه التحديات، يقترح هذا المشروع مقاربة ذكية للكشف والتصنيف الأوتوماتيكي للأعطال في خطوط النقل الكهربائي. حيث تم تطوير نظام دقيق وفعال من خلال دمج تقنية استخراج الخصائص باستخدام التحويل الموجي مع تقنية الشبكات العصبية. أظهرت النتائج قدرة عالية على التعرف بدقة على مختلف أنواع الأعطال المُحاكاة، مما يفتح آفاقًا واعدة لتطبيقات عملية في مجال المراقبة الذكية والحماية الفعالة للشبكات الكهربائية.

**الكلمات المفتاحية:** أعطال الشبكات الكهربائية، الشبكة العصبية، الكشف، التصنيف

## Résumé

La croissance rapide et la complexité croissante des réseaux électriques ont entraîné une augmentation des défauts, compromettant la continuité et la qualité de l'alimentation en électricité. Face à ces enjeux, ce projet propose une approche intelligente pour la détection et la classification automatique des défauts sur les lignes de transmission. Un système performant et fiable a été développé en combinant l'extraction de caractéristiques à l'aide de la transformée en ondelettes avec l'apprentissage supervisé par réseaux de neurones artificiels (RNA). Les résultats obtenus démontrent une capacité élevée à identifier avec précision les différents types de défauts simulés, ouvrant ainsi la voie à des applications concrètes dans la surveillance et la protection des réseaux électriques.

**Mots clés :** Défaut réseaux électriques, réseau de neurones, détection, classification.

## Abstract

The rapid expansion and growing complexity of modern power networks have led to a higher incidence of electrical faults, posing serious challenges to the continuity and quality of electricity supply. To address these issues, this study proposes an intelligent system for the automatic detection and classification of faults in transmission lines. The system combines wavelet transform-based feature extraction with artificial neural networks (ANN) to analyze fault signals. Simulation results demonstrate that the proposed system is a robust and reliable diagnostic tool, achieving high accuracy in identifying various types of faults. These results highlight the system's strong potential for practical deployment in real-time monitoring and protection of power grids.

**Keywords:** Power System Faults, Neural Networks, Detection, Classification.

## Remerciements

Au terme de ce mémoire, nous souhaitons tout d'abord exprimer notre profonde gratitude envers Dieu Tout-Puissant, pour nous avoir accordé la santé, la force et la patience nécessaires pour mener à bien ce travail et pour avoir guidé chacun de nos pas.

Nous adressons également nos remerciements les plus sincères à nos parents, pour leur soutien moral constant, leurs encouragements et leurs sacrifices tout au long de notre parcours universitaire. Leur confiance et leur amour ont été une source de motivation inestimable.

Nos remerciements vont tout particulièrement à notre encadreur, **Dr. SIMHAMED Yamina**, pour sa disponibilité, ses conseils précieux, sa patience et son encadrement bienveillant. Sa rigueur scientifique et ses orientations nous ont permis d'aboutir à la réalisation de ce travail.

Nous tenons également à remercier vivement les membres du jury qui nous font l'honneur d'évaluer ce mémoire et d'enrichir notre réflexion par leurs observations et leurs remarques constructives.

Enfin, nous exprimons notre reconnaissance à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire : nos enseignants, nos camarades et amis, ainsi que toutes celles et ceux qui nous ont soutenus et encouragés durant cette étape importante de notre formation.

# 1 Table des matières

Introduction générale .....	1
Chapitre 1 : Généralités sur les défauts dans les réseaux électriques .....	2
1.1 Introduction.....	3
1.2 Réseaux électriques : .....	3
1.2.1 Réseau de transport :.....	4
1.2.2 Réseau de répartition :.....	4
1.2.3 Réseau de distribution : .....	4
1.2.4 Réseau d'interconnexion : .....	5
1.3 Les types de réseaux électriques : .....	5
1.3.1 Réseaux radiaux :.....	5
1.3.2 Réseaux maillés : .....	6
1.3.3 Réseaux bouclés : .....	6
1.4 Les défauts dans le réseau électrique :.....	6
1.4.1 Nature des défauts :.....	7
1.4.2 Types de défauts des réseaux électriques :.....	7
1.5 Conclusion .....	10
Chapitre 2 : Théorie sur les réseaux de neurones artificiels .....	11
2.1 Introduction :.....	12
2.2 Techniques de détection et de classification des défauts de réseau électriques : .....	12
2.2.1 Techniques de détection :.....	12
2.2.2 Techniques de classification :.....	13
2.3 Techniques de Réseau de Neurones Artificiels (RNA) : .....	14
2.3.1 Modèle de neurone artificiel :.....	15
2.3.2 Types du réseau de neurones :.....	16
2.3.3 Réseau de neurones feedforward :.....	16
2.3.4 Architecture du réseau de neurone :.....	17
2.3.5 Couches de réseaux de neurones .....	19
2.4 Apprentissage des réseaux de neurones :.....	19

2.4.1	Le type d'apprentissage des réseaux de neurones : .....	19
2.5	Les avantages de réseaux de neurone : .....	20
2.6	Application à la classification des défauts : .....	21
2.7	Avantages des ANN dans ce contexte : .....	21
2.8	Conclusion : .....	21
Chapitre 3 : Détection et classification des défauts par RNA.....		22
3.1	Introduction : .....	23
3.2	Modélisation du système électrique étudié : .....	23
3.2.1	Les courbes de tension et de courant de système étudié sans défaut .....	24
3.2.2	Exemple d'un défaut monophasé.....	24
3.2.3	Exemple d'un défaut biphasé .....	25
3.2.4	Exemple d'un défaut triphasé.....	26
3.3	Méthodologie de classification des défauts par RNA : .....	26
3.3.1	Extraction des caractéristiques et construction de la base de données : .....	26
3.3.2	Base de Données : .....	28
3.3.3	Conception du réseau de neurones : .....	29
3.4	Entraînement du réseau de neurones : .....	30
3.5	Évaluation de la performance du classificateur : .....	31
3.5.1	Erreur De Classification (Cross-Entropy) : .....	31
3.5.2	Matrice de confusion : .....	32
3.5.3	Précision globale : .....	33
3.6	Présentation Générale de l'App Designer : .....	34
3.7	Présentation de l'interface développée : .....	35
3.7.1	Éléments principaux de l'interface : .....	35
3.7.2	Fonctionnement de l'interface : .....	35
3.8	Étude comparative .....	37
3.9	Conclusion : .....	37
Conclusion générale.....		39

## Liste des Figures :

<b>Figure 1</b> : Modèle d'un réseau électrique.....	4
<b>Figure 2</b> : Réseau radial. ....	5
<b>Figure 3</b> : Réseau maillé.....	6
<b>Figure 4</b> : Réseaux bouclés.....	6
<b>Figure 5</b> : types de défauts.....	9
<b>Figure 6</b> : Modèle d'un neurone artificiel. ....	15
<b>Figure 7</b> : La structure de base d'un neurone. ....	16
<b>Figure 8</b> : Le réseau monocouche. ....	18
<b>Figure 9</b> : Réseaux de neurones multicouches.....	18
<b>Figure 10</b> : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone. ....	20
<b>Figure 11</b> : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone. ....	20
<b>Figure 12</b> : Modèle du réseau électrique. ....	23
<b>Figure 13</b> : Formes d'onde de tension et de courant du système étudié, sans défaut.....	24
<b>Figure 14</b> : Formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase 1 et terre. ....	24
<b>Figure 15</b> : Formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase 2,3 et terre. ....	25
<b>Figure 16</b> : Formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase 1,2,3,G.....	26
<b>Figure 17</b> : Réseau neuronal de détection de défaut. ....	30
<b>Figure 18</b> : Courbe de performance du classificateur neuronal. ....	32
<b>Figure 19</b> : la matrice de confusion pour un défaut de court-circuit. ....	32
<b>Figure 20</b> : Résultats de classification 10 échantillon avec la prédiction globale.....	33
<b>Figure 21</b> : Interface de app designer.....	34
<b>Figure 22</b> : Interface de Surveillance et de Classification Automatique des Défauts – ANN. ....	35
<b>Figure 23</b> : Exemple d'un défaut ABG sur l'interface de surveillance et classification des défauts - ANN.....	36

## **Liste des tableaux :**

<b>Tableau 1 :</b> Exemples d'entrées du réseau de neurones pour différents défauts. ....	28
<b>Tableau 2 :</b> les différentes valeurs de sorties désirées. ....	31

## Introduction générale

Les réseaux électriques modernes sont devenus des systèmes vastes, interconnectés et particulièrement complexes, en raison de l'intégration croissante des sources d'énergie renouvelable, de la diversification des charges et des exigences de plus en plus strictes en matière de qualité et de continuité de service. Cette complexité structurelle accroît leur vulnérabilité aux défauts électriques, lesquels peuvent entraîner des coupures d'alimentation, des dommages matériels significatifs et des pertes économiques majeures.

Parmi les composants du réseau, les lignes de transmission sont particulièrement exposées aux défauts, en raison de leur grande longueur, de l'absence d'isolation et de leur exposition directe aux conditions climatiques. De plus, le diagnostic manuel de ces défauts est souvent coûteux, lent et peu fiable. Une détection tardive peut engendrer l'interruption prolongée de l'alimentation, la dégradation d'équipements sensibles et des arrêts de production.

Dans ce contexte, le développement de méthodes automatisées, rapides et précises de détection et de classification des défauts devient une nécessité pour assurer la stabilité et la fiabilité du système électrique.

Parmi les approches les plus prometteuses, les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont démontré leur efficacité pour la détection et la classification automatique des défauts. Grâce à leur capacité d'apprentissage à partir de données complexes et à leur aptitude à généraliser des comportements, les RNA peuvent identifier en temps réel différents types de défauts à partir de signaux électriques mesurés, tels que les courants et tensions.

L'objectif principal de cette étude est de développer un système intelligent basé sur les réseaux de neurones artificiels, capable de détecter et de classer automatiquement les défauts électriques dans les lignes de transmission.

Pour atteindre cet objectif, une ligne de transmission est modélisée dans l'environnement Matlab/Simulink, et divers types de défauts y sont simulés afin de générer des scénarios réalistes. Les signaux de courant obtenus sont ensuite analysés à l'aide de la transformée en ondelettes, permettant d'extraire des caractéristiques discriminantes.

Ces caractéristiques alimentent une base de données utilisée pour l'apprentissage supervisé de RNA. Le modèle ainsi entraîné est ensuite testé sur des cas inédits afin d'évaluer sa capacité à identifier et à classer correctement les défauts.

# Chapitre 1 : Généralités sur les défauts dans les réseaux électriques

## 1.1 Introduction

Ce chapitre présente les réseaux électriques et les défauts pouvant y survenir, tels que les défauts monophasés, biphasés et triphasés. Il aborde les principales causes de ces défauts ainsi que leurs impacts sur le système électrique. Ces éléments permettent de mieux comprendre la nécessité d'un système intelligent de détection et de classification des défauts.

## 1.2 Réseaux électriques :

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 1 Une ligne de transport typique est divisée en trois parties fonctionnelles

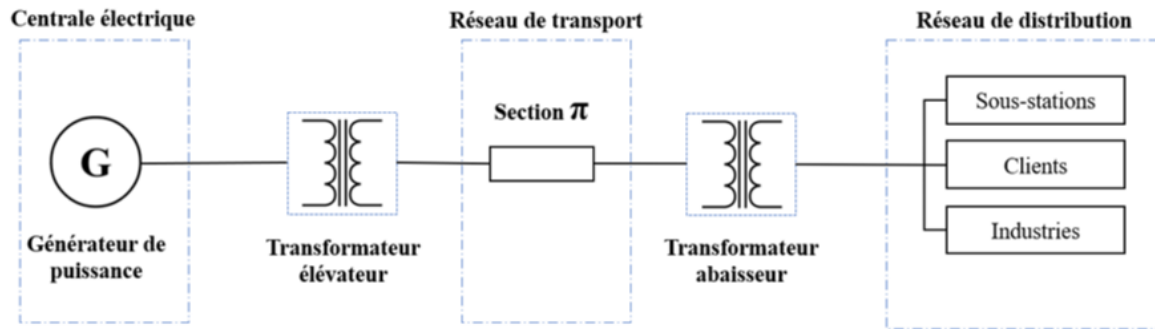


Figure 1 : Modèle d'un réseau électrique.

### 1.2.1 Réseau de transport :

Le réseau de transport a pour mission d'acheminer l'énergie et de permettre de réaliser à chaque instant l'égalité de la production et de la consommation sur l'ensemble du territoire en respectant des contraintes fortes sur le maintien de la tension. Il doit, de ce fait, présenter une forte garantie de fonctionnement non seulement en régime normal, mais également lors d'incidents d'exploitation qui entraînent la perte d'une ou plusieurs lignes à très haute tension ou l'arrêt imprévu d'un ouvrage de production[2].

### 1.2.2 Réseau de répartition :

Le réseau de répartition (63kV, 90kV) assure le transport des réserves en électricité composées de l'énergie puisée au réseau de transport et de productions de plus petites échelles vers les zones de consommations ; c'est-à-dire, ces réseaux ont pour fonction de faire la liaison entre le réseau de transport et les réseaux de distribution. Ils assurent cette fonction en permanence ; même lors de la défaillance de certaines lignes de transport à structure topologique bouclée ; ce qui permet sans aller jusqu'à un maillage aussi dense que celui du réseau de transport, d'assurer l'acheminement de l'énergie dans des conditions de sécurité raisonnablement garanties[2].

### 1.2.3 Réseau de distribution :

Les réseaux de distribution (10-60) KV ont principalement une structure radiale, arborescente, ou mixte.

La mission de ce réseau est d'acheminer l'électricité du réseau de distribution MT aux Points de faible consommation dans le domaine public avec l'accès aux abonnés BT. Il représente le dernier niveau dans une structure électrique.

### 1.2.4 Réseau d'interconnexion :

Le réseau d'interconnexion est utilisé pour faire l'échange d'énergie entre les différentes centrales en service. Il permet aussi le dépannage des réseaux dans le cas de défaillance d'une source où un incident s'est produit.

Elle permet d'optimiser les gains sur les couts d'exploitation et rend plus régulières les conditions de marche des différentes centrales dans le cas où les pointes de consommation des deux endroits interconnectés ne seraient pas simultanées. Elle permet aussi d'atténuer les variations de fréquences et de tensions consécutives aux fluctuations de la consommation.

## 1.3 Les types de réseaux électriques :

### 1.3.1 Réseaux radiaux :

L'énergie est transmise de manière radiale, c'est-à-dire de la source vers le consommateur. Cela implique que chaque point de consommation sur ce type de réseau ne peut être alimenté que par un seul chemin électrique. Ce réseau est de nature arborescente, se développant à partir des points d'alimentation situés aux postes de distribution publique HTB/HTA ou HTA/HTA (répartition). Ce système est couramment utilisé pour la distribution de l'électricité moyenne tension dans les zones rurales. Il offre un accès facile et économique à des points de consommation peu denses et largement dispersés géographiquement, ainsi qu'à certains réseaux industriels soumis à des perturbations importantes.

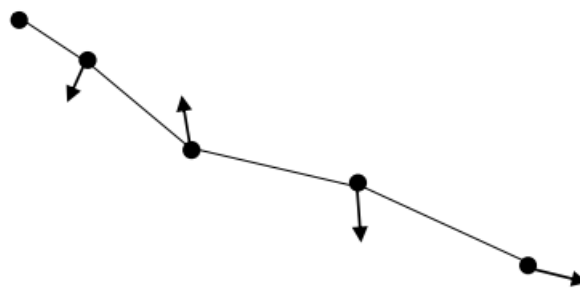


Figure 2 : Réseau radial.

### 1.3.2 Réseaux maillés :

Le réseau est fortement ou complètement maillé. Tous les accès sont alimentés au moins de deux côtes. Tous les réseaux à HT sont exploités de cette façon pour des raisons techno économiques et de continuité de service[2].

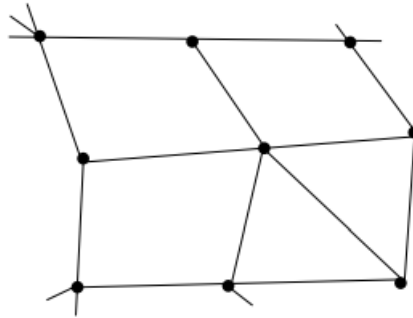


Figure 3 : Réseau maillé.

### 1.3.3 Réseaux bouclés :

Lorsque la densité de charge augmente, on tend, surtout dans les réseaux à moyenne tension et aussi dans les réseaux basse tension, vers un maillage partiel, par la formation de boucles. Tous les accès de la boucle sont alors alimentés par deux lignes, ce qui augmente fortement la sûreté de service[2].

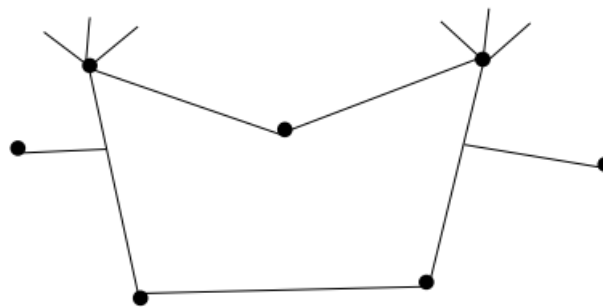


Figure 4 : Réseaux bouclés.

## 1.4 Les défauts dans le réseau électrique :

Les défauts se manifestent par des anomalies affectant le bon fonctionnement des équipements du système d'alimentation, opérant à l'une des tensions primaires du système. Les raisons des défauts dans les systèmes électriques sont multiples. Par exemple, les coups de

foudre sur les lignes aériennes peuvent provoquer une rupture de l'isolation. Dans ce cas, un fil de terre assure la mise à la terre. De plus, la mise à la terre peut se produire si un arbre ou un objet artificiel crée un chemin de mise à la terre. En outre, des erreurs de commutation du personnel de la station peuvent également causer certains défauts.

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-circuits, 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].

#### 1.4.1 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[3].

#### 1.4.2 Types de défauts des réseaux électriques :

Les défauts électriques dans un système triphasé sont généralement divisés en deux catégories : les défauts de circuit ouvert et les défauts de court-circuit. De plus, ces problèmes peuvent être symétriques ou asymétriques.

##### 1.4.2.1 Défauts de circuit ouvert :

Ces défauts se produisent en raison de la défaillance d'un ou plusieurs conducteurs. 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[3].

➤ **Causes :**

Conducteur rompu et disfonctionnement du disjoncteur dans une ou plusieurs phases.

➤ **Effets :**

- Disfonctionnement du system
- 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.

#### 1.4.2.2 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 5.

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[3].

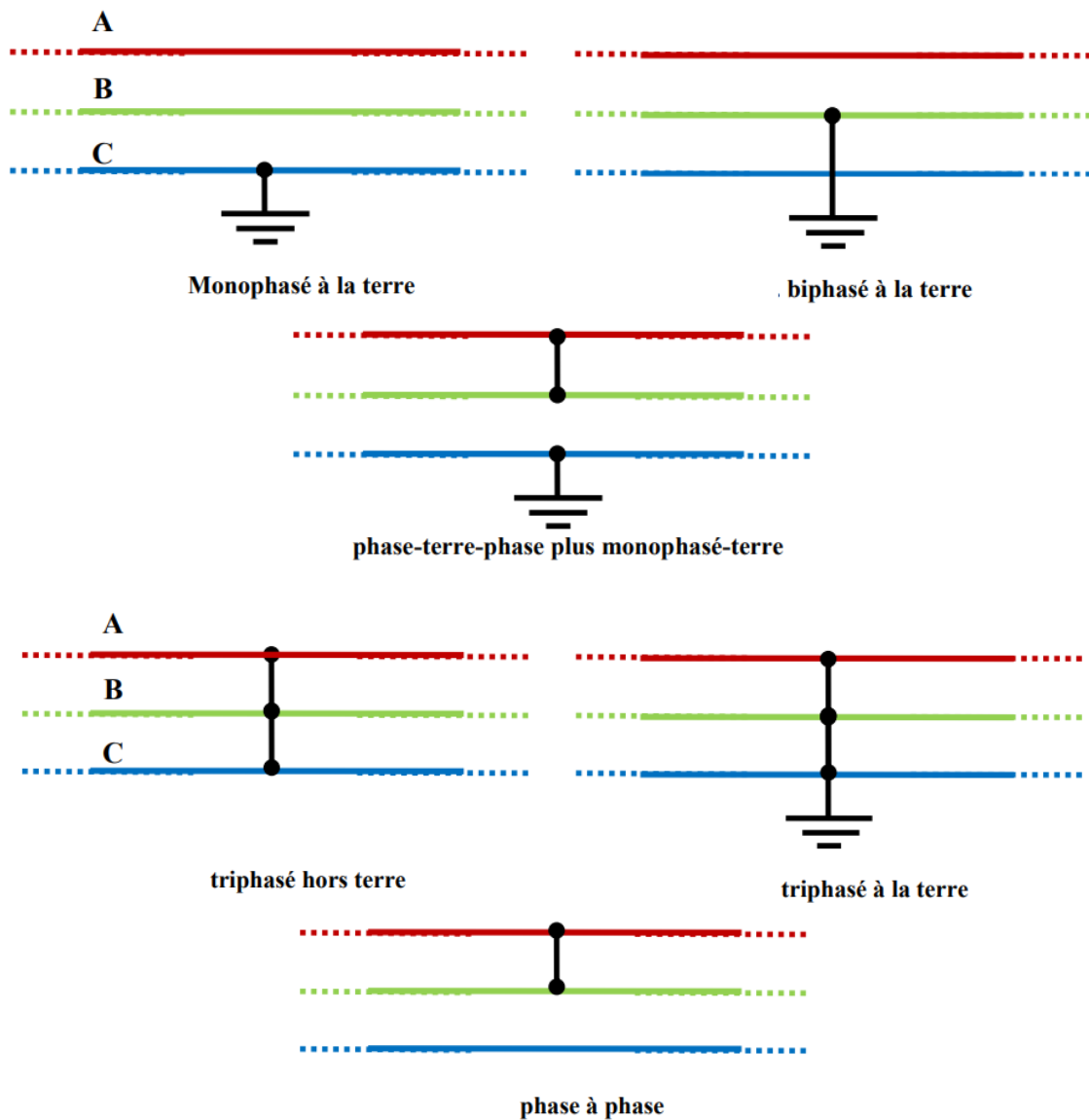


Figure 5 : types de défauts.

➤ **Causes :**

- Un défaut d'isolation : dans le cas de câbles dénudés qui ont été abîmés ou sectionnés par un meuble lourd, etc.

- Une surtension électrique : quand trop d'appareils sont branchés sur la même multiprise, par exemple,
- Un défaut de câblage : une erreur humaine peut tout à fait être à l'origine d'un court-circuit.

➤ **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.

## 1.5 Conclusion

Ce premier chapitre nous a permis d'introduire les notions de base liées aux réseaux électriques, ainsi que les différents types de défauts pouvant perturber leur bon fonctionnement. Comprendre l'origine et l'impact de ces défauts est une étape essentielle avant de pouvoir envisager des méthodes efficaces pour les détecter et les classer.

Dans les chapitres suivants, nous explorerons comment l'intelligence artificielle peut offrir des solutions innovantes pour répondre à ces problématiques. Grâce à sa capacité à apprendre à partir des données, elle permet aujourd'hui d'envisager une détection plus rapide, plus précise et plus autonome des défauts électriques. Le prochain chapitre sera donc consacré aux fondements théoriques de cette approche.

## Chapitre 2 : Théorie sur les réseaux de neurones artificiels

## 1.6 Introduction :

La détection et la classification des défauts représentent une activité essentielle pour la surveillance et la protection des réseaux électriques. En effet, l'identification et la catégorisation des défauts optimisent le fonctionnement des systèmes électriques et préviennent des incidents non souhaités. Pour cette raison, différentes méthodes de traitement du signal ont été mises en œuvre pour la détection et la classification des défauts. En particulier, des stratégies reposant sur les ondes progressives, le filtrage adaptatif de Kalman, la logique floue, les réseaux de neurones et la fusion de diverses techniques d'intelligence artificielle ont été explorées. De nombreux chercheurs ont proposé diverses méthodes de détection des défauts dans les lignes de transmission en intégrant différents types de réseaux de neurones et en les associant à diverses transformations.

Dans ce chapitre, nous avons examiné un ensemble d'approches suggérées dans la littérature pour la détection et la classification des défauts. Les avantages et les inconvénients de chaque méthode sont présentés. En outre, le chapitre s'est particulièrement penché sur les réseaux de neurones, qui constituent l'objet du chapitre suivant.

## 1.7 Techniques de détection et de classification des défauts de réseau électriques :

La détection et la classification des défauts dans les réseaux électriques a été abordées par diverses techniques d'intelligence artificielle ou d'apprentissage automatique. Parmi les techniques les plus adoptés dans la littérature, on trouve :

### 1.7.1 Techniques de détection :

- Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un outil puissant d'estimation d'état dans des systèmes dynamiques soumis à des incertitudes et bruits. Initialement conçu pour la navigation spatiale, il est aujourd'hui largement utilisé dans plusieurs domaines : Navigation inertielle, du signal, Télédétection, Le contrôle-santé de structures, ainsi le suivi de variation de fréquence ; estimation de l'amplitude et pour la détection des defaults dans les réseaux électriques[4, 5].

- Logique floue

Logique floue est basé sur la théorie mathématique des ensembles flous. Ils sont bien adaptés à la résolution de divers problèmes de prise de décision, en particulier lorsque le modèle analytique n'est pas connu ou est très compliqué (c'est-à-dire non linéaire)[6]. De nombreuses études ont été menées dans les domaines de la protection et du contrôle des systèmes électriques.

- Transformée en Ondelette (WT)

L'analyse en ondelettes offre une représentation temps-fréquence locale des signaux. Elle permet d'analyser les signaux à différentes résolutions grâce à la décomposition multi-échelle qu'elle induit. La transformée en ondelettes repose sur l'utilisation d'une famille de fonctions appelées "ondelettes", qui sont des oscillations localisées dans le temps et possédant une certaine bande passante fréquentielle. Ces ondelettes sont utilisées pour analyser le signal en le décomposant en différentes composantes à différentes échelles, basée sur l'analyse du signal en utilisant différentes échelles dans le domaine temporel et fréquentiel.

Cette technique est particulièrement utile pour analyser des signaux non stationnaires comme ceux issus des réseaux électriques, elle est efficace pour la détection et la classification des défauts, car elle met en évidence les caractéristiques spécifiques associées à chaque type de défaut[7].

### 1.7.2 Techniques de classification :

- Machines à vecteurs de support (SVM)

Les SVM sont des classificateurs supervisés permettent de séparer les données selon une frontière optimale appelée hyperplan. Leur capacité à traiter des problèmes non linéaires grâce à l'utilisation de noyaux (kernels) rend cette méthode populaire pour la classification de défauts dans les signaux électriques.

- Arbres de décision et forêts aléatoires (Random Forest)

Les arbres de décision sont des modèles simples et interprétables qui prennent des décisions basées sur des règles logiques. La forêt aléatoire est une méthode d'ensemble qui construit plusieurs arbres de décision sur des sous-ensembles aléatoires du jeu de données et agrège leurs résultats.

- k-plus proches voisins (k-NN)

Le classificateur k-NN repose sur la mesure de distance entre un point inconnu et les points connus dans l'espace des caractéristiques. Il est non-paramétrique, simple à mettre en œuvre, et largement utilisé pour les applications de classification dans les réseaux électriques.

- Réseaux bayésiens

Les réseaux bayésiens utilisent la théorie des probabilités pour effectuer des inférences et des classifications basées sur des relations causales entre variables. Ils sont utilisés pour modéliser l'incertitude dans les systèmes complexes, tels que ceux liés aux défauts dans les réseaux.

- Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)

Parmi les techniques les plus prometteuses pour la détection et la classification des défauts, les RNA sont caractérisées par leur capacité à apprendre des relations complexes et non linéaires dans les données. Grâce à leur souplesse, ils peuvent être utilisés seuls ou combinés à d'autres techniques (par exemple technique de détection comme l'ondelette) pour améliorer la robustesse des systèmes de diagnostic.

Le reste de chapitre sera entièrement dédié à l'étude approfondie des réseaux de neurones artificiels appliqués dans les chapitres suivants pour la détection et classification des défauts électriques[8].

## 1.8 Techniques de Réseau de Neurones Artificiels (RNA) :

Un réseau de neurones artificiels [9, 10] 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 RNA sont également appelées 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 d'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 RNA sont capables de traiter de nombreuses 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 actuellement de nombreux types de réseaux de neurones. Cependant, tout peut être expliqué par les fonctions de transfert de leurs neurones, la règle d'apprentissage et la formule de connexion.

### 1.8.1 Modèle de neurone artificiel :

Un neurone artificiel modélise de manière simplifiée le comportement d'un neurone biologique. Il reçoit plusieurs entrées pondérées par des coefficients synaptiques (poids), les combine, puis applique une fonction d'activation non linéaire (comme la sigmoïde ou ReLU) pour produire une sortie. Cette sortie représente la réponse du neurone à une certaine configuration d'entrées. La fonction d'activation la plus couramment utilisée est la fonction sigmoïde.

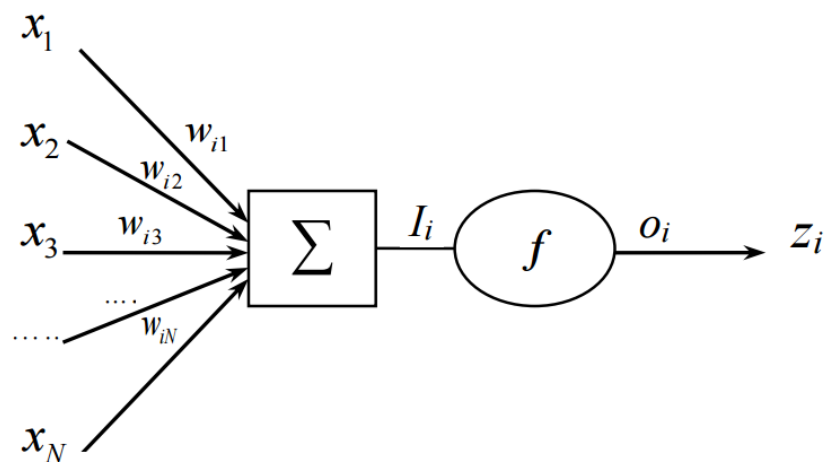


Figure 6 : Modèle d'un neurone artificiel.

L'expression mathématique du neurone est la suivante :

$$y = f(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b) \quad (1)$$

Où  $w_i$  sont les poids,  $x_i$  les entrées,  $b$  le biais, et  $f$  la fonction d'activation.

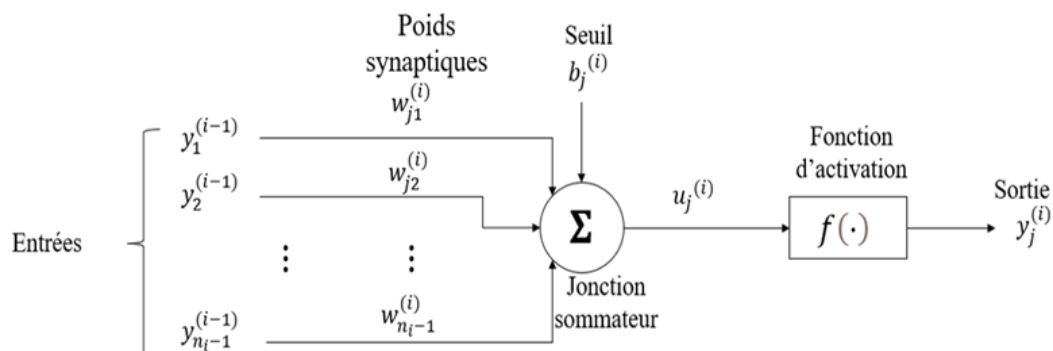
### 1.8.2 Types du réseau de neurones :

Il existe de nombreux types et architectures de réseaux neuronaux artificiels, tels que :

- Les réseaux récurrents d'Elman.
- Les réseaux neuronaux auto-organisés.
- Cartes dites de Kohonen.
- Les machines d'apprentissage extrême de type ARN.
- Le réseau feedforward est le réseau neuronal le plus utilisé, qui est simple et facile à mettre en œuvre. Dans ce réseau, l'information circule dans une seule direction, vers l'avant, depuis les nœuds d'entrée, à travers les couches cachées, jusqu'aux nœuds de sortie. Il n'y a pas de cycles ou de boucles dans le réseau, ils peuvent donc être utilisés.
- L'architecture la plus couramment utilisée pour les tâches de classification est le réseau de neurones multicouche (MLP). Il se compose d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées, et d'une couche de sortie. Chaque couche est constituée de neurones interconnectés sans rétroaction directe (réseau feedforward).

### 1.8.3 Réseau de neurones feedforward :

Les neurones utilisés sont de type standard. Elle consiste à additionner toutes les entrées, pondérées par les coefficients synaptiques représentant la sortie linéaire, puis à l'appliquer à une fonction d'activation. La sortie obtenue est ensuite concaténée à toutes les entrées de la couche suivante. La structure de base d'un neurone est illustrée dans la figure 7.



**Figure 7 :** La structure de base d'un neurone.

Comparé aux neurones biologiques, la structure du modèle mathématique des neurones artificiels est très simple. Par conséquent, le neurone  $j$  peut être décrit mathématiquement par l'équation suivante :

$$y_j^{(i)} = f(b_j^{(i)} + \sum_{k=1}^{n_{i-1}} w_{jk}^{(i)} y_k^{(i-1)}) \quad (2)$$

Avec :

- $f$  représente la fonction de transfert (fonction d'activation) du neurone  $j$  ;
- $i$  représente la couche cachée.
- $y_k^{(i-1)}$ ,  $k = 1, \dots, n_{i-1}$ , représente les signaux d'entrée du neurone  $j$  et  $n$  nombre de neurones dans la couche cachée  $i$  ;
- $w_{jk}^{(i)}$  représente les coefficients de poids de la connexion entre les entrées et le neurone  $j$  ;
- $b_j^{(i)}$  est le biais (seuil) du neurone  $j$  [11].

L'erreur dans la couche de sortie entre la sortie  $y_s$  et sa valeur désirée  $y_{s-désirée}$  ( $y_s - y_{s-désirée}$ ) est minimisée par l'erreur quadratique moyenne à la couche de sortie, définie comme suit :

$$Erreur = \frac{1}{2} \sum_{s=1}^R (y_s - y_{s-désirée})^2 \quad (3)$$

#### 1.8.4 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.[12] Il existe plusieurs types d'architectures, on peut citer :

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

##### 1.8.4.1 Réseau de neurones monocouches :

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.

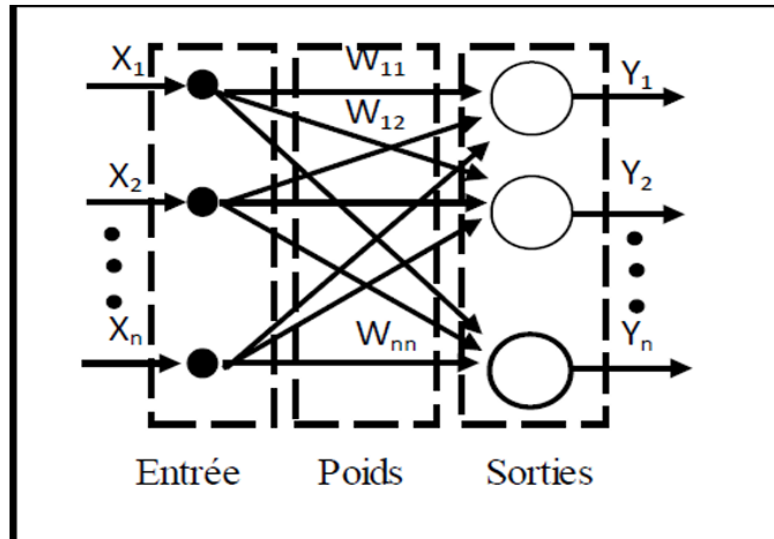


Figure 8 : Le réseau monocouche.

#### 1.8.4.2 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 9, 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[13].

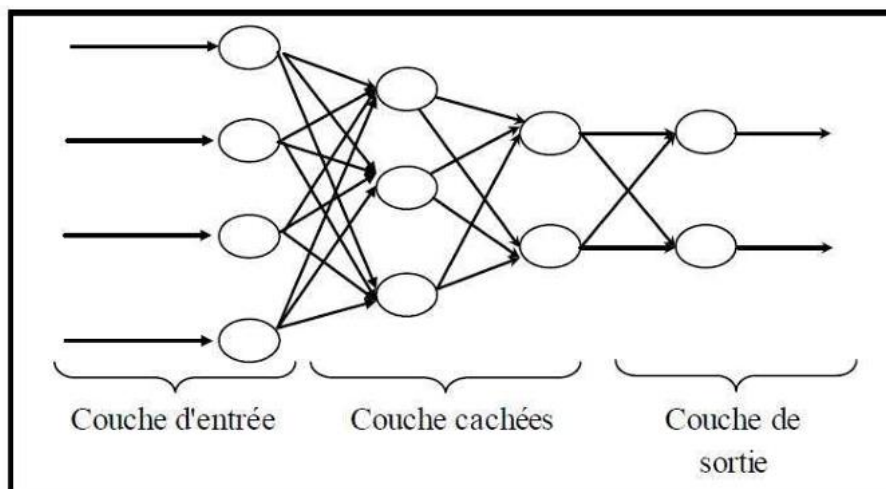


Figure 9 : Réseaux de neurones multicouches.

### 1.8.5 Couches de réseaux de neurones

L'algorithme de réseau de neurones peut résoudre les problèmes non linéaires et découvrir les résultats par une relation très complexe entre les entrées et les sorties. Chaque réseau de neurones se compose de trois couches représentées par des nœuds. Ces nœuds sont généralement connectés en fonction des systèmes. La construction des réseaux de neurones se compose de trois couches principales, couche d'entrée, couche cachée et couches de sortie :

- **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.

## 1.9 Apprentissage des réseaux de neurones :

L'apprentissage des réseaux neuronaux est une étape dans le développement des réseaux neuronaux. Au cours de cette phase, le comportement du réseau continuera d'évoluer jusqu'à ce que le comportement souhaité soit atteint. L'idée est de réduire les échantillons d'entraînement erronés en ajustant les poids de RN.

### 1.9.1 Le type d'apprentissage des réseaux de neurones :

#### 1.9.1.1 Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé est l'adaptation des coefficients synaptiques du réseau afin que la sortie du réseau corresponde à la sortie souhaitée dans chaque cas. L'apprentissage supervisé est le type d'apprentissage le plus courant. Chaque fois que vous souhaitez 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

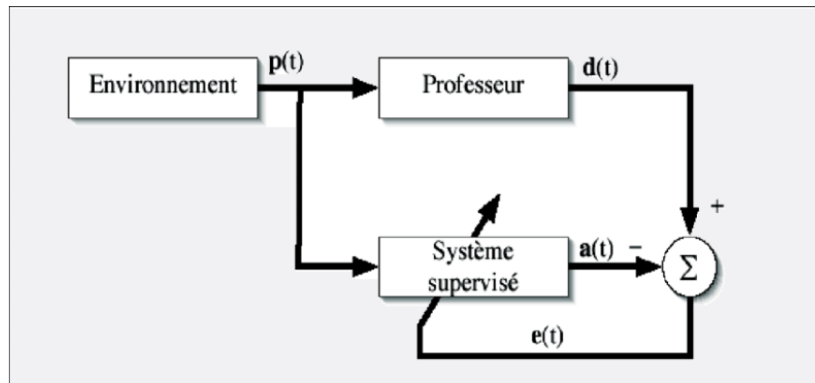


Figure 10 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.

### 1.9.1.2 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[14].



Figure 11 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.

## 1.10 Les avantages de réseaux de neurone :

- Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour traiter de grandes quantités de données complexes et identifier des modèles dans ces données qui seraient difficiles à autrement.
- Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour une grande variété de tâches, notamment la reconnaissance d'images et de voix, la classification de données et la prédiction de tendances.
- Les réseaux de neurones peuvent s'adapter et s'améliorer au fil du temps, en apprenant de nouvelles informations à mesure qu'elles sont présentées.
- Robustesse avec des données bruyantes.
- Tolérance aux pannes.
- Calcul automatique des poids.
- Permet la simulation d'une grande variété de comportements.

### 1.11 Application à la classification des défauts :

Dans le domaine de la protection et du diagnostic des réseaux électriques, les défauts de court-circuit (monophasés, biphasés, triphasés, etc.) peuvent être détectés à partir de signaux de courant et de tension. Après une extraction des caractéristiques (souvent via une transformée temps-fréquence comme la transformée en ondelettes), ces données sont utilisées comme vecteurs d'entrée pour RNA.

RNA est entraîné à classer chaque vecteur comme appartenant à un type précis de défaut. Une fois entraîné, il peut identifier efficacement les défauts en temps réel[15].

### 1.12 Avantages des RNA dans ce contexte :

- Bonne capacité de généralisation à partir d'exemples.
- Adaptabilité à différentes conditions de fonctionnement.
- Résistance au bruit présent dans les signaux mesurés.
- Temps de réponse rapide une fois entraîné, ce qui est crucial pour les systèmes de protection [16].

### 1.13 Conclusion :

Ce chapitre présente diverses techniques de détection et de classification des défauts dans les réseaux électriques. Après avoir abordé les approches traditionnelles, les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été présentés comme une alternative performante et prometteuse.

Ce chapitre aborde le fonctionnement des neurones artificiels, les différents types de réseaux et les méthodes d'apprentissage. Les réseaux de neurones artificiels se distinguent par leur capacité à traiter des données complexes, à s'adapter à diverses situations et à améliorer leurs performances au fil du temps, ce qui les rend particulièrement adaptés à la reconnaissance et à la classification automatiques des défauts.

De plus, les avantages spécifiques des réseaux de neurones artificiels dans ce domaine ont été mis en évidence, notamment la précision, la rapidité et la capacité de généralisation à partir des données d'apprentissage. Le chapitre suivant se concentrera sur la mise en œuvre de cette approche par simulation, suivie d'une analyse des résultats pour évaluer l'efficacité du modèle.

## Chapitre 3 : Détection et classification des défauts par RNA

### 1.14 Introduction :

Comme indiqué dans les chapitres précédents, des réseaux de neurones artificiels ont été proposés et utilisés pour la protection des lignes de transmission d'électricité. Leur capacité à résoudre les problèmes de reconnaissance de formes et de classification prouve leur applicabilité à la résolution du problème d'identification des défauts dans cette section.

Ce chapitre expose la démarche utilisée pour identifier et classer les défauts de court-circuit dans un système électrique grâce à l'emploi d'un réseau de neurones artificiels (RNA). La première étape est de créer un modèle apte à différencier efficacement les diverses sortes de défauts en s'appuyant sur les signaux captés dans le système électrique.

### 1.15 Modélisation du système électrique étudié :

Le modèle de réseau électrique triphasé étudié est simulé dans l'environnement MATLAB/Simulink. Il s'agit d'un système de 200 kV, 60 Hz, comprenant une source de tension triphasée, deux dispositifs de mesure (tension et courant), ainsi que deux charges, comme illustré dans la figure suivante.

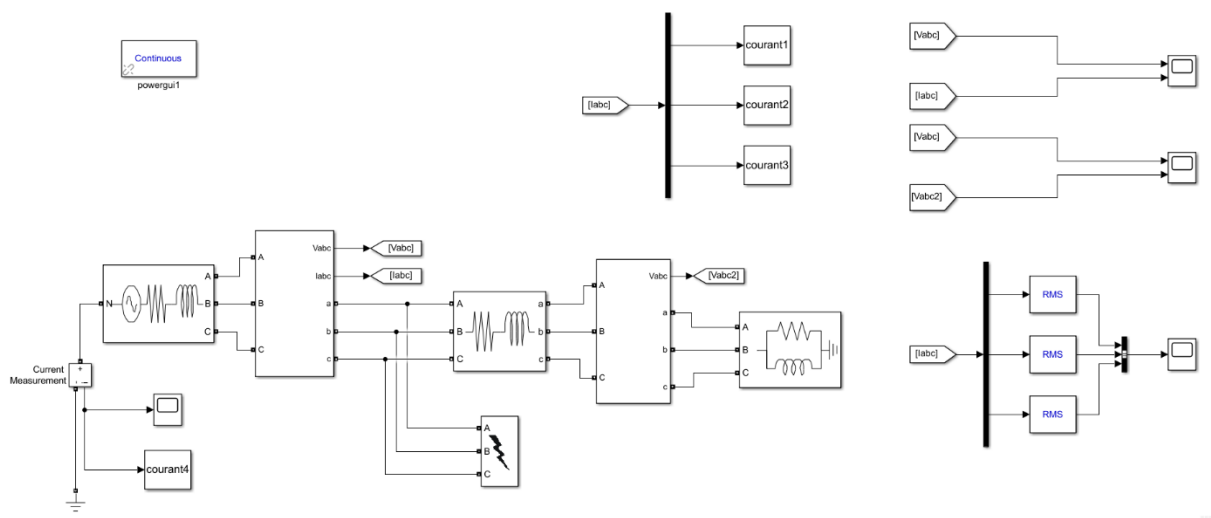
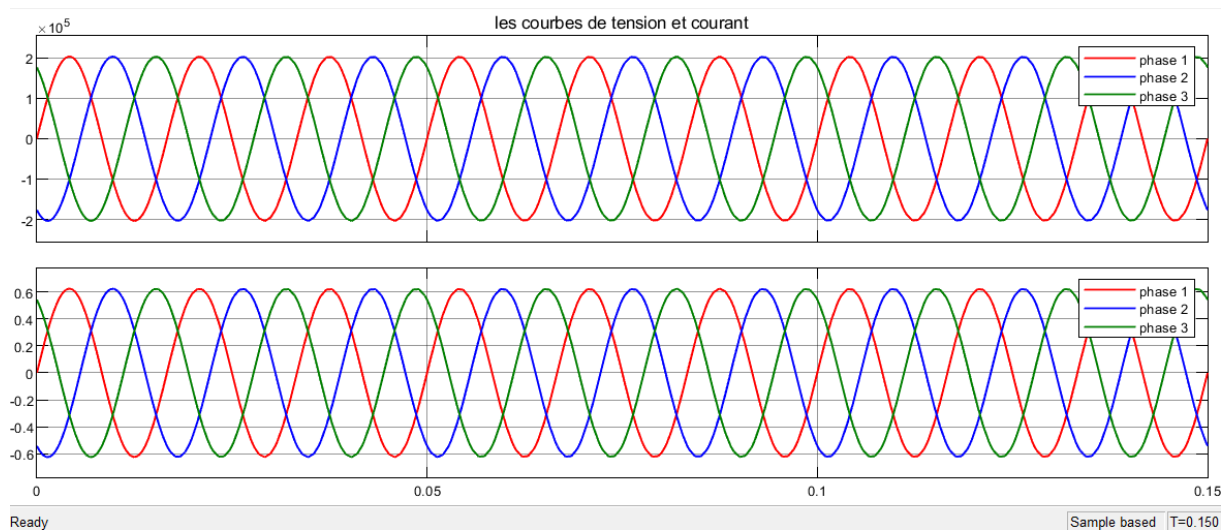


Figure 12 : Modèle du réseau électrique.

Des simulations ont été effectuées pour modéliser différents états de fonctionnement du réseau électrique, en régime normal ainsi qu'en présence de défauts. Les figures suivantes présentent les formes d'onde de tension et de courant associées aux défauts monophasés, biphasés et triphasés. Ces signaux serviront de données d'apprentissage et de validation pour le modèle de classification basé sur les réseaux de neurones.

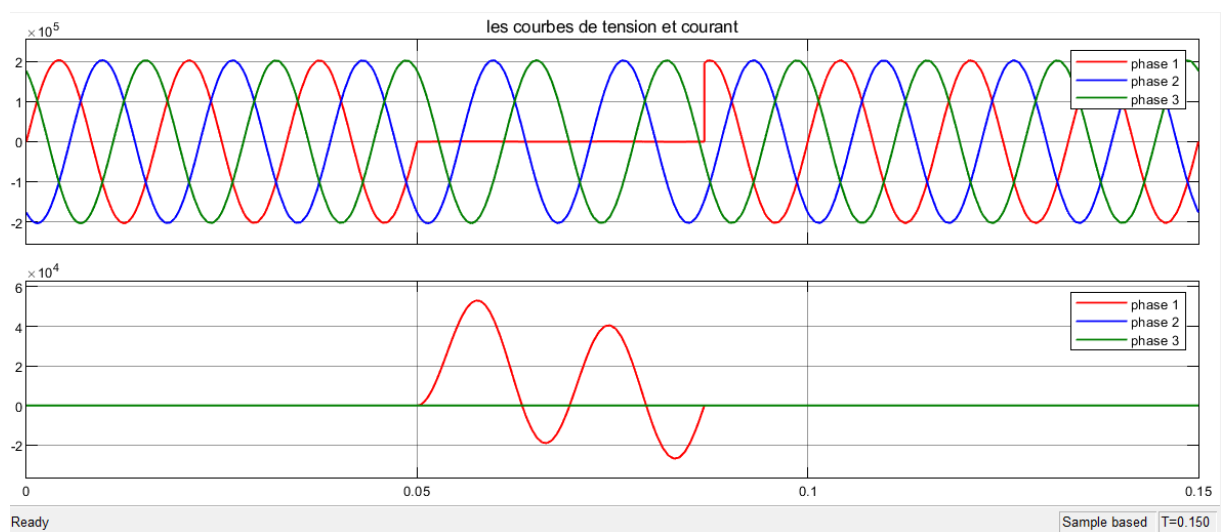
### 1.15.1 Les courbes de tension et de courant de système étudié sans défaut



**Figure 13 :** Formes d’onde de tension et de courant du système étudié, sans défaut.

- Les signaux de tension et de courant sont sinusoïdaux, avec un déphasage de  $120^\circ$  entre chaque phase, ce qui est caractéristique d’un réseau triphasé équilibré.
- L’amplitude des tensions est de l’ordre de  $2 \times 10^5$ , tandis que celle des courants est d’environ 0.6.
- La période est visible : les signaux sont périodiques et stables tout au long de l’intervalle de temps (jusqu’à 0.15 s).

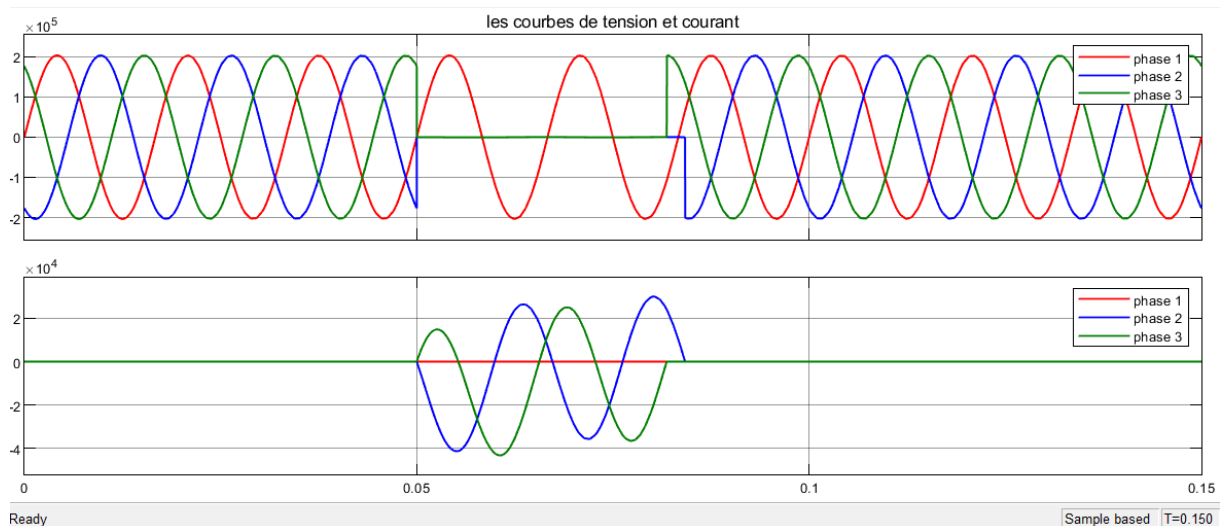
### 1.15.2 Exemple d’un défaut monophasé



**Figure 14 :** Formes d’onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase 1 et terre.

La figure ci-dessus montre l'évolution des tensions et des courants dans un réseau triphasé soumis à un court-circuit monophasé. Avant  $t=0.05$  s le réseau est équilibré : les trois tensions de phase sont sinusoïdales, déphasées de  $120^\circ$  les unes par rapport aux autres et les courants sont négligeables voire nuls en l'absence de charges. À partir de  $t=0.05$  s un court-circuit apparaît sur les phases 2 et 3, elles chutent alors immédiatement à zéro alors que la phase 1 est toujours alimentée. Ce déséquilibre provoque l'apparition d'un fort courant de court-circuit sur la phase qui est en court-circuit (ici la phase 1) alors que les autres phases restent sans circulation de courant car coupé. Ce cas met en évidence le comportement d'un réseau triphasé en cas de court-circuit : déséquilibre des tensions, apparition de forts courants de court-circuit et risque de dommage et/ou de surchauffe des différents équipements électriques.

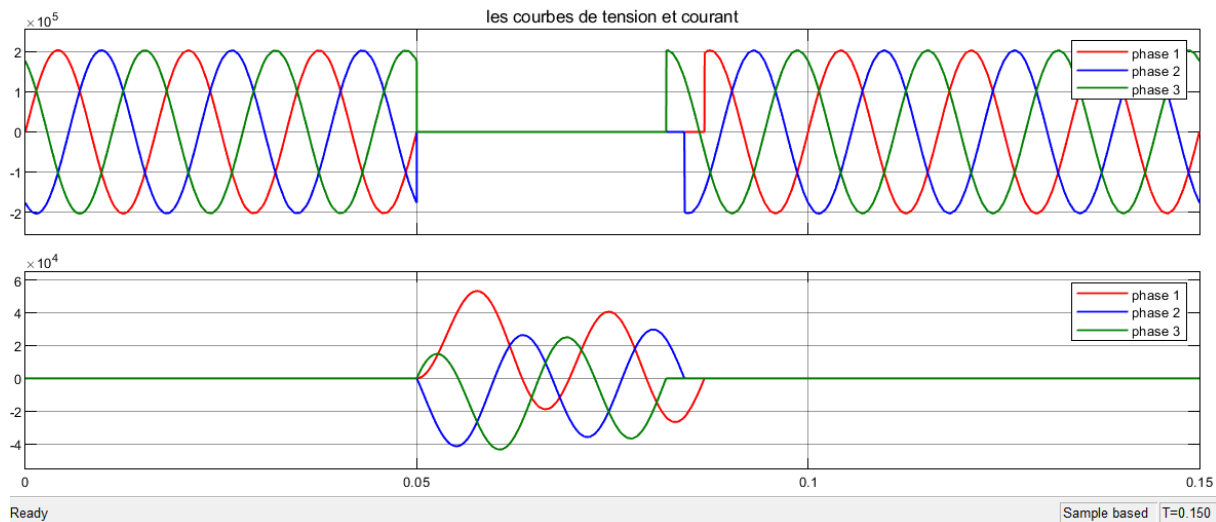
### 1.15.3 Exemple d'un défaut biphasé



**Figure 15** : Formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase 2,3 et terre.

- Avant le défaut ( $t < 0.05$  s) : Les tensions des trois phases sont équilibrées, sinusoïdales et déphasées de  $120^\circ$ . Les courants sont nuls ou négligeables, signe d'une charge très faible ou d'un régime à vide.
- Après le défaut ( $t \approx 0.05$  s) : Les tensions des phases 1 et 2 chutent soudainement à zéro, tandis que la phase 3 conserve sa tension sinusoïdale. Du côté des courants, on observe un courant de court-circuit circulant uniquement dans les phases 2 et 3, avec une composante transitoire prononcée, alors que la phase 1 reste sans courant. Ce scénario illustre un court-circuit biphasé : deux phases mises en contact direct ou reliées à la terre, entraînant la disparition de la tension et la circulation d'un fort courant sur ces phases.

### 1.15.4 Exemple d'un défaut triphasé



**Figure 16 :** Formes d'onde de tension et de courant pour un défaut entre la phase 1,2,3,G.

- Avant le défaut ( $t < 0.05$  s) : Le système est équilibré : les trois tensions de phase sont sinusoïdales, identiques en amplitude, déphasées de  $120^\circ$ . Les courants sont nuls ou négligeables.
- Après le défaut ( $t \approx 0.05$  s) : Les trois tensions chutent brutalement, illustrant la mise en court-circuit simultanée des trois phases. En réponse, des courants de court-circuit apparaissent sur les trois phases, avec une forme transitoire qui traduit l'écoulement rapide de l'énergie emmagasinée. Ce scénario représente le pire défaut possible pour un réseau triphasé : un court-circuit triphasé provoque les plus fortes surintensités et engendre des contraintes thermiques et mécaniques maximales sur les équipements.

## 1.16 Méthodologie de classification des défauts par RNA :

Dans les systèmes électriques, la détection rapide et précise des défauts (court-circuit, perte de phase, surtension, etc.) repose sur l'analyse de signaux souvent non stationnaires. Pour entraîner un réseau de neurones artificiels (RNA) capable de classer automatiquement ces défauts, il est nécessaire de constituer une base de données fiable, représentative et discriminante.

### 1.16.1 Extraction des caractéristiques et construction de la base de données :

L'analyse par ondelettes est l'outil de choix pour cette tâche. Elle permet d'extraire des caractéristiques temporelles et fréquentielles précises des signaux de courant ou de tension et de les utiliser pour créer une base de données. Les étapes suivies sont :

1. **Acquisition des signaux** : Les signaux de courant sont mesurés sur les différentes phases du réseau (phases A, B, C et neutre G) dans plusieurs configurations (pas de défaut, ligne-terre LT, double ligne LL, double ligne-terre LLT, triphasés LLL). Ces scénarios permettent de couvrir un large éventail de perturbations typiques des réseaux électriques.
2. **Décomposition en ondelettes** : Chaque signal est traité par la transformée en ondelettes discrète (DWT) afin de capturer les composantes fréquentielles transitoires. L'ondelette Daubechies de type db4, bien adaptée aux signaux transitoires, est utilisée sur plusieurs niveaux de décomposition. Cette étape permet d'isoler efficacement les événements de court-circuit.
3. **Extraction des coefficients significatifs** : Parmi les coefficients générés par la DWT, on retient principalement ceux de détail, car ils contiennent les hautes fréquences caractéristiques des défauts. Pour chaque niveau, on extrait des valeurs statistiques représentatives, notamment les valeurs maximales (MAX), indicatrices des changements brusques dans le signal.
4. **Formation des vecteurs de caractéristiques** : Les valeurs maximales extraites sont organisées sous forme de vecteurs de caractéristiques, chacun représentant un scénario donné. Ces vecteurs constituent les **entrées du réseau de neurones** artificiels (RNA).
5. **Étiquetage des données** : Chaque vecteur est associé à une étiquette de classe, correspondant au type de défaut simulé ou mesuré (par exemple : "ABG", "BC", "AG", "Aucun défaut", etc.). L'étiquetage s'est fait à l'aide d'un codage binaire sur 4 bits, représentant la présence ou l'absence de courant de défaut dans chaque phase ou la terre. Ce codage a ensuite été transformé en étiquettes textuelles correspondant aux 12 classes, par exemple : [1 1 1 1] → ABC-G, [1 0 0 1] → AG, [0 0 0 0] → SANS
6. **Structuration de la base de données** : Les vecteurs de caractéristiques et leurs étiquettes associées sont regroupés dans une base structurée, prête à être utilisée pour l'entraînement et la validation de modèles de classification RNA.

Le tableau 1 fournit un aperçu des différentes caractéristiques extraites (valeurs MAX par phase) ainsi que leur correspondance avec les types de défauts analysés.

N	Type de défauts	Max Courant A	Max Courant B	Max Courant C	Max Courant d
1	<b>ABC- G</b>	3.6347e+03	2.3908e+03	2.1285e+03	1.8981e+03
2	<b>ABC</b>	891.1975	1.7258e+03	1.3232e+03	0.0036
3	<b>AB -G</b>	2.2652e+03	2.2355e+03	0.0460	1.6756e+03
4	<b>AC-G</b>	1.6544e+03	0.0388	1.7257e+03	1.2552e+03
5	<b>BC-G</b>	0.0508	1.3318e+03	2.4436e+03	2.2471e+03
6	<b>A B</b>	1.2188e+03	2.6790e+03	0.0682	0.0096
17	<b>A C</b>	2.0331e+03	0.0538	1.5672e+03	0.0075
8	<b>B C</b>	0.0469	2.0115e+03	1.2875e+03	0.0047
9	<b>A-G</b>	2.2689e+03	0.0452	0.0394	1.8154e+03
10	<b>B-G</b>	0.0567	2.4703e+03	0.0540	3.4198e+03
11	<b>C-G</b>	0.0378	0.0408	2.0895e+03	1.9256e+03
12	<b>Pas de défaut</b>	0.0443	0.0444	0.0445	4.0650e-07

**Tableau 1** : Exemples d'entrées du réseau de neurones pour différents défauts.

D'après le tableau, on remarque que les valeurs maximales des courants mesurées sur les phases (A, B, C) et le neutre (G) permettent de différencier les types de défauts électriques, par exemple on remarque que pour un défaut triphasé (ex. ABC-G) → Courants très élevés sur toutes les phases et le neutre. Défauts double phase (ex. AB-G) → Deux phases et le neutre montrent des courants importants. Défauts monophasés (ex. A-G) → Une phase et le neutre sont fortement affectés. Défauts sans mise à la terre (ex. AB, AC, BC) → Courants dans les phases, neutre presque nul. Pas de défaut → Tous les courants sont très faibles.

### 1.16.2 Base de Données :

Après l'étape de caractérisation, nous avons pu de construire une base d'étude synthétique en variant et simulant différentes conditions du défaut : pas de défaut, ligne-terre LT, double ligne LL, double ligne-terre LLT, triphasés LLL. Un ensemble de données de 100 échantillons a été formé et utilisé pour développer le modèle de réseau de neurones. Où, nous avons simulé pour chacun des défauts 8 échantillons.

Les données ont été organisées dans deux matrices :

- **X** : l'entrée est une matrice de taille 4×100 contenant les 4 caractéristiques par échantillon.
- **Y** : la sortie est matrice de taille 12×100 contenant les étiquettes one-hot (classification multi classe).

Les caractéristiques d'entrée obtenues doivent être en plus normalisées dans une plage de 0 à 1. Cette étape peut considérablement augmenter les performances avant l'entraînement des réseaux neuronaux. Dans ce travail, la normalisation a été effectuée en mettant les entrées dans une plage comparable [0, 1].

La normalisation min-max appliquée à un tableau X, avec la relation suivante :

$$X_{norm} = \frac{(X - X_{min})}{(X_{max} - X_{min} + \varepsilon)}; \quad (3)$$

- $X_{min}$  : le minimum de chaque caractéristique (par ligne).
- $X_{max}$  : le maximum de chaque caractéristique.
- $\varepsilon$  : Constante avec très petite valeur de  $10^{-16}$  ajoutée pour éviter la division par zéro.

La Base de Données élaborée est subdivisée en trois sous-ensembles, 70 % de ces données pour la phase d'entraînement de RNA, appelée Training Data, 15 % pour la phase de validation et 15 % pour la phase de test.

### 1.16.3 Conception du réseau de neurones :

La conception du réseau neuronal est basée sur l'utilisation des caractéristiques extraites à partir du courant de phase comme entrées du réseau. Ces caractéristiques ont été obtenues via le traitement du signal par la transformé en ondelette en utilisant le maximum des coefficients d'ondelettes, constituent les vecteurs d'entrée pour la classification des défauts.

Le réseau de neurones artificiels (RNA) mis en place est de type feedforward à une seule couche cachée. La structure détaillée est la suivante :

- **Couche d'entrée** : 4 neurones (une par caractéristique),
- **Couche cachée** : 15 neurones ont donné de bonnes performances (choix empirique basé sur l'essai-erreur),
- **Couche de sortie** : 12 neurones correspondant aux 12 types de défauts à classifier (une par classe de défaut),
- **Fonction d'activation**
  - Couche cachée : tansig, sigmoïde hyperbolique permettant d'introduire la non-linéarité

- Couche de sortie : softmax, adaptée à la classification multi classe.
- **Algorithme d'apprentissage :** Le réseau a été entraîné avec l'algorithme trainlm qui est plus performant sur les problèmes d'ajustement de fonctions (régression non linéaire) que sur les problèmes de reconnaissance de formes, c'est pourquoi cette méthode est utilisée pour ce projet de recherche. La fonction d'erreur choisie est l'entropie croisée (crossentropy), adaptée à la classification multi classe.
- **Répartition des données :**
  - 70% pour l'apprentissage du réseau,
  - 15% pour la validation croisée (afin d'éviter le surapprentissage),
  - 15% pour le test final de généralisation.

La figure 17 ci-dessous illustre la structure générale du réseau développé pour la classification des défauts dans le réseau électrique.

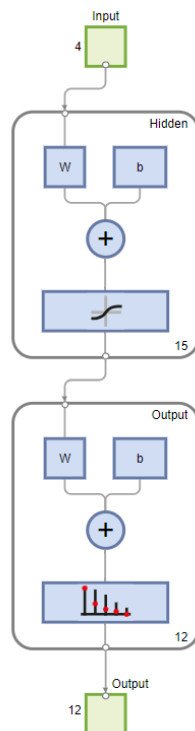


Figure 17 : Réseau neuronal de détection de défaut.

### 1.17 Entraînement du réseau de neurones :

L'entraînement du réseau de neurones constitue une étape cruciale dans le processus de classification. Il permet au réseau d'apprendre à associer les vecteurs de caractéristiques extraits

aux classes de défauts correspondantes. Pour cela, une approche supervisée a été utilisée, où chaque vecteur d'entrée est associé à une étiquette de sortie connue.

Ces sorties prennent donc comme valeur soit 0 au cas d'absence de défaut ou 1 indiquant sa présence. Ainsi le réseau de neurones proposé devrait pouvoir distinguer avec précision les 12 différents types de défauts. Le tableau 2 présente les différentes valeurs de sorties désirées ou ciblées correspondantes à chaque type de défaut d'un codage binaire sur 4 bits, représentant la présence ou l'absence de courant de défaut dans chaque phase ou la terre. Ce codage a ensuite été transformé en étiquettes textuelles correspondant aux 12 classes.

Phases Type de défaut	Sorties désirées du classificateur neuronal			
	A	B	C	G
Non-défaut	0	0	0	0
A-G	1	0	0	1
B-G	0	1	0	1
C-G	0	0	1	1
A-B-G	1	1	0	1
A-C-G	1	0	1	1
B-C-G	0	1	1	1
A-B	1	1	0	0
A-C	1	0	1	0
B-C	0	1	1	0
A-B-C	1	1	1	0
A-B-C-G	1	1	1	1

**Tableau 2** : les différentes valeurs de sorties désirées.

## 1.18 Évaluation de la performance du classificateur :

Après avoir choisi la configuration du classificateur neuronal adéquate pour le réseau électrique étudié, ces performances ont été évaluées en analysant la courbe de la meilleure régression linéaire, la matrice de confusion et précision globale.

### 1.18.1 Erreur De Classification (Cross-Entropy) :

Les résultats obtenus avec la topologie retenue montrent une bonne capacité du réseau neuronal à distinguer entre les différentes classes de défaut. On remarque que les courbes de test et de validation restent proches tout au long de l'entraînement, ce qui confirme la stabilité du réseau et l'absence de surapprentissage. L'erreur quadratique moyenne atteinte à la fin du processus d'entraînement est égale à  $2 * 10^{-5}$ , ce qui correspond à l'objectif fixé et valide l'efficacité de l'apprentissage supervisé réalisé.

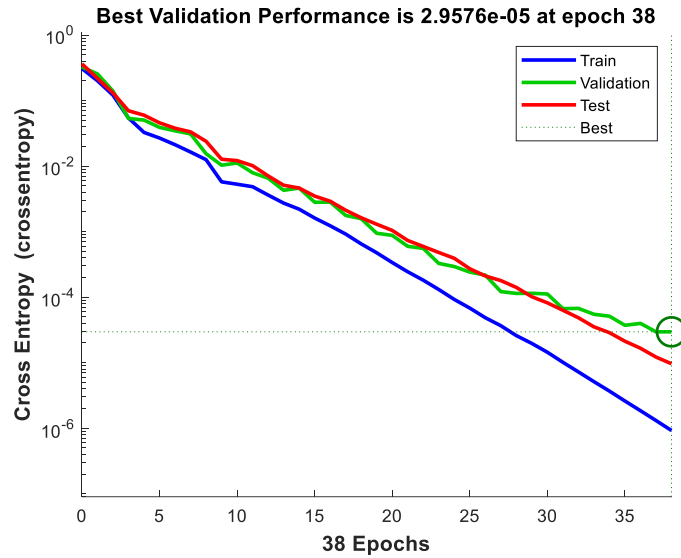


Figure 18 : Courbe de performance du classificateur neuronal.

1.18.2 Matrice de confusion :

La matrice de confusion met en évidence les cas vrais positifs, faux positifs et faux négatifs. Elle confirme la séparation nette entre les classes si la diagonale est parfaite.

Matrice de confusion — ANN pour défauts de Court-circuit (12 classes)

1	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100%
	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
2	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100%
	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
3	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100%
	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
4	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
5	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
6	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
7	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
8	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
9	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%	0.0%
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%	0.0%
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	8.3%	0.0%
	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
	Target Class												

Figure 19 : la matrice de confusion pour un défaut de court-circuit.

La figure de la matrice de confusion indique une classification correcte pour la majorité des classes, avec aucune confusion entre les classes, qui indique une précision de 100 % sur toutes les classes, y compris les défauts complexes à identifier comme les courts-circuits triphasés à la terre (type ABC-G) ou les défauts monophasés discrets (type C-G), ce qui confirme la capacité du réseau à discriminer efficacement les différents types de défauts.

### 1.18.3 Précision globale :

La performance du classificateur neuronal a été aussi analysée à travers de la précision globale sur un ensemble de test représentant 15% des données et des exemples de prédiction de 10 échantillons.

Le réseau neuronal a obtenu une précision globale de 100 % sur l'ensemble de test. Cela signifie que toutes les entrées ont été correctement classées par le modèle selon leur étiquette réelle, ce qui témoigne de la pertinence des caractéristiques extraites et du bon choix des paramètres du réseau. La figure ci-dessous présente capture de Commande Windows qui montre le taux de la précision globale et les 10 échantillons de prédiction classé tous dans sa vraie classe :

```
Précision globale : 100.00 %  
  
Échantillons (vrai vs. prédit) :  
#01 Vrai : ABCG | Prédit : ABCG  
#02 Vrai : ABC | Prédit : ABC  
#03 Vrai : ABG | Prédit : ABG  
#04 Vrai : ACG | Prédit : ACG  
#05 Vrai : BCG | Prédit : BCG  
#06 Vrai : AB | Prédit : AB  
#07 Vrai : AC | Prédit : AC  
#08 Vrai : BC | Prédit : BC  
#09 Vrai : AG | Prédit : AG  
#10 Vrai : BG | Prédit : BG  
  
fx >>
```

**Figure 20** : Résultats de classification 10 échantillon avec la prédiction globale.

Ce résultat est encourageant, mais il est important de noter que les données utilisées sont simulées. Des essais sur des données réelles ou bruitées seraient nécessaires pour valider la robustesse du classificateur en conditions opérationnelles.

## 1.19 Présentation Générale de l'App Designer :

App Designer est un environnement intégré de MATLAB destiné au développement d'interfaces graphiques (GUI). Il combine une interface de conception visuelle (glisser-déposer) et un éditeur de code orienté objet, permettant de créer des applications interactives robustes, professionnelles et personnalisables.

Grâce à App Designer, les utilisateurs peuvent :

- Créer des interfaces graphiques modernes sans programmation graphique complexe
- Accéder à tous les outils MATLAB (Simulink, Script, Machine Learning, traitement de signal, etc.)
- Intégrer des éléments interactifs (boutons, graphes, zones de texte, sliders, etc.)
- Gérer des callbacks, événements, et logique applicative dans une classe classdef

App Designer génère un fichier mlapp qui encapsule l'interface et son code, facilitant la distribution et la maintenance. Il est particulièrement adapté aux projets académiques, industriels et pédagogiques nécessitant des interactions utilisateur avancées.

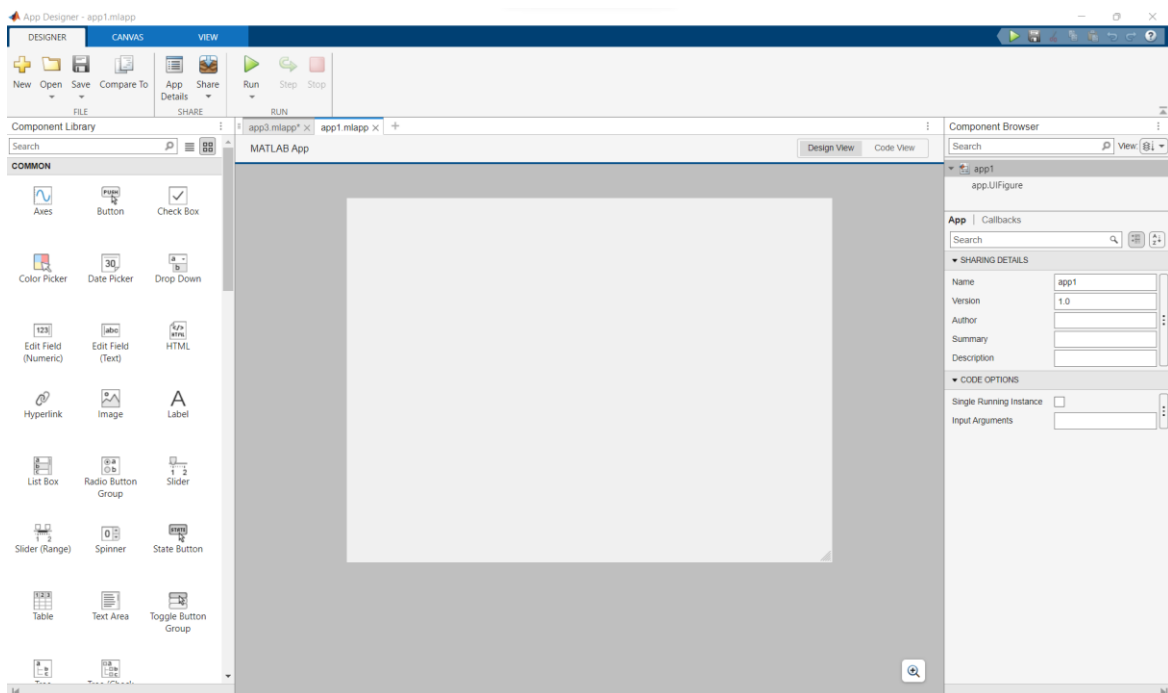


Figure 21 : Interface de app designer.

## 1.20 Présentation de l'interface développée :

L'interface développée est présentée dans la figure ci-dessous (figure 3.11), l'objectif était pour permettre la surveillance en temps réel et la classification automatique des défauts électriques à partir de signaux de courant simulés via un modèle Simulink.

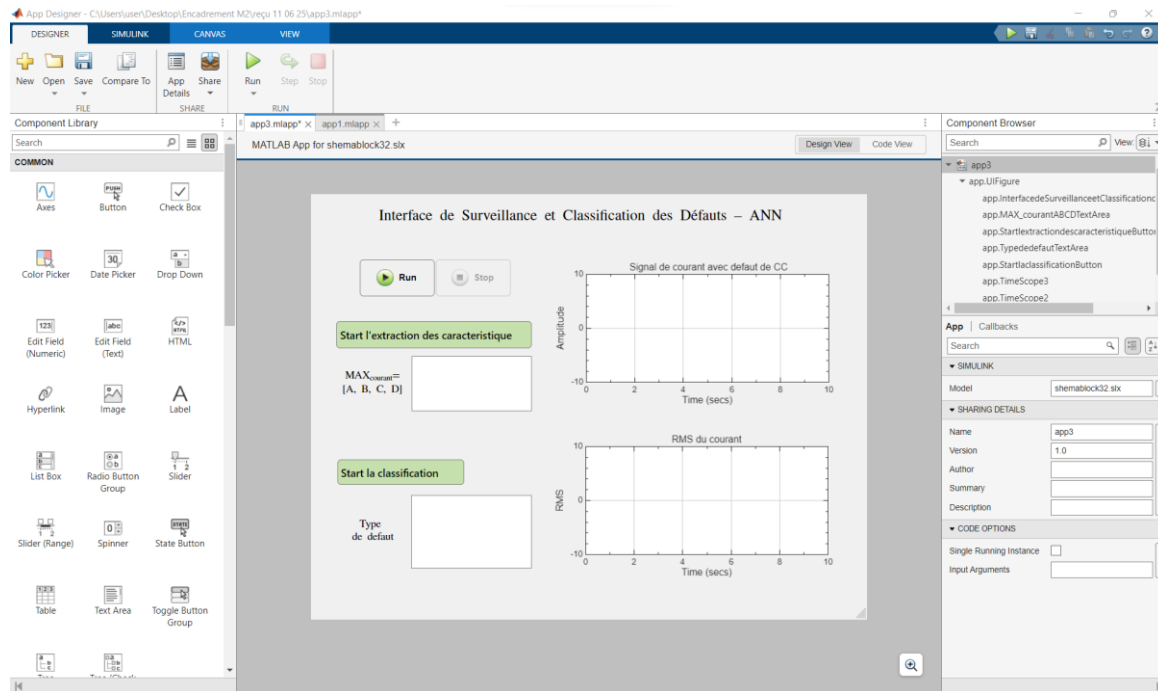


Figure 22 : Interface de Surveillance et de Classification Automatique des Défauts – ANN.

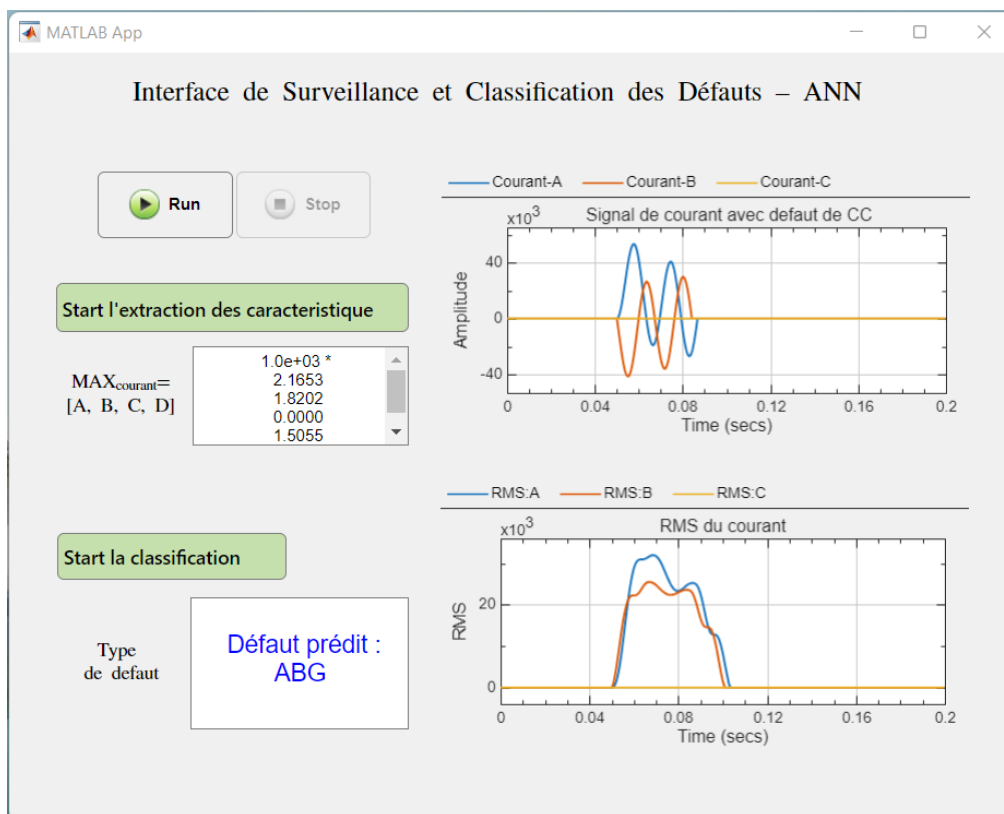
### 1.20.1 Éléments principaux de l'interface :

- Boutons Run/Stop : Lancement et arrêt de la simulation Simulink
- Boutons Start l'extraction des caractéristiques : Accéder script ondelette pour extraction des valeurs caractéristiques du signal (MAX)
- Boutons Start la classification : Accéder script ANN pour Classification du défaut à partir des caractéristiques extraites
- Deux espaces graphes TimeScope : Affichage en temps réel du signal de courant et de son RMS
- TextAreas : 1<sup>er</sup> Affichent les caractéristiques extraites MAX (A, B, C, D) et 2<sup>eme</sup> le type de défaut détecté

### 1.20.2 Fonctionnement de l'interface :

1. Le **bouton Run** déclenche la simulation du modèle Simulink des lignes de transmission connecté à des blocs To Workspace pour exporter les signaux de courant.

2. Une fois les signaux récupérés, l'utilisateur clique sur **Start l'extraction des caractéristiques** pour calculer Maximum de chaque phase en utilisant l'ondelette, Ces valeurs sont affichées dans la zone MAX courant ABC.
3. En cliquant sur **Start Classification**, les caractéristiques sont normalisées et envoyées au réseau de neurones préalablement entraîné (ANN), qui renvoie un diagnostic : classe de défaut détecté (ex. : AB, CG, SANS...).
4. Les deux **TimeScopes** affichent dynamiquement les signaux issus de Simulink pour une comparaison visuel entre le défaut généré et celle prédite par ANN :
  - En haut : Le signal de courant principal des trois phases
  - En bas : Le courant RMS des trois phases



**Figure 23** : Exemple d'un défaut ABG sur l'interface de surveillance et classification des défauts -ANN.

Ainsi, l'interface développée permet une utilisation intuitive et rapide du classificateur neuronal, facilitant la détection et classification automatique des défauts à partir des données sur le courant électrique.

## 1.21 Étude comparative

Les méthodes classiques de détection et de classification des défauts dans les réseaux électriques, telles que les filtres de Kalman, la logique floue ou les approches à seuils fixes, restent limitées dans leur efficacité dès lors que les signaux deviennent complexes ou bruités. Face à des conditions de fonctionnement imprévues, leur précision chute de manière significative, ce qui pose un réel problème pour la fiabilité de la protection du réseau.

En revanche, la méthode adoptée dans cette étude, reposant sur les réseaux de neurones artificiels, marque une nette avancée. L'extraction automatique et fine des caractéristiques, rendue possible par la transformée en ondelettes, permet au réseau de détecter même les défauts les plus subtils. Par ailleurs, l'apprentissage supervisé offre au modèle la capacité de distinguer précisément tous les types de défauts, sans être affecté par le bruit ou des perturbations aléatoires.[17]

Les résultats obtenus sont sans appel : une précision globale de 100 %, validée par une matrice de confusion parfaite, et une courbe de performance démontrant une diminution continue de l'erreur jusqu'à l'atteinte d'une entropie croisée minimale, sans surapprentissage.

En résumé, par rapport aux techniques conventionnelles, notre méthode RNA offre :

- Une précision de diagnostic optimale,
- Une robustesse face aux variations de signal,
- Une classification fiable pour tous les types de défauts, même les plus complexes,

Et surtout, un temps de réponse ultra-rapide, essentiel pour sécuriser efficacement les réseaux électriques modernes.

Ces avantages montrent clairement que l'intégration des réseaux de neurones dans ce domaine est une avancée significative.

## 1.22 Conclusion :

Ce chapitre a présenté la méthodologie complète de conception, d'entraînement et d'évaluation d'un classificateur neuronal destiné à la détection et classification automatique des défauts dans un réseau électriques. À partir de caractéristiques extraites des signaux de courant par transformée en ondelettes, le réseau de neurones artificiel conçu dans cette étude a montré une excellente capacité à classifier automatiquement les défauts électriques à partir de quatre

caractéristiques extraites des courants. Avec une précision de 100 % et aucune confusion entre les classes, le modèle s'avère fiable et efficace dans un contexte simulé. Ces résultats confirment la pertinence de la méthode adoptée, tout en soulignant la nécessité de valider le système sur des données bruitées et réelles pour confirmer sa robustesse en conditions pratiques.

# Conclusion générale

Au terme de ce travail, nous avons démontré que les réseaux de neurones artificiels offrent une solution efficace et robuste pour la détection et la classification automatique des défauts dans les lignes de transmission électriques. En combinant des simulations réalisées sous MATLAB/Simulink, une extraction des caractéristiques basée sur la transformée en ondelettes, et un apprentissage supervisé via un réseau multicouche, nous avons pu concevoir un système capable d'atteindre un taux élevé de reconnaissance des défauts dans des conditions simulées réalistes.

L'ajout d'une interface graphique développée via App Designer a permis de renforcer l'aspect pratique de l'outil, en facilitant l'interaction, la visualisation en temps réel, et l'utilisation dans un contexte industriel pour la surveillance et le diagnostic.

Malgré les résultats prometteurs obtenus, ce travail reste une étude basée uniquement sur des données simulées. Pour renforcer la validité de cette approche et garantir sa fiabilité dans un environnement réel, plusieurs perspectives de recherche peuvent être envisagées :

- Mettre en place une phase de tests expérimentaux sur des réseaux électriques réels pour confirmer l'efficacité de la solution en conditions pratiques.
- Améliorer l'architecture du réseau de neurones en explorant des modèles plus avancés, comme les réseaux profonds (Deep Learning) ou les réseaux récurrents, afin de mieux gérer les signaux complexes et variables dans le temps.
- Étendre l'étude à d'autres types de défauts ou à des configurations de réseau plus larges et plus diversifiées pour rendre le système encore plus complet.
- Enfin, développer une version optimisée pour un déploiement en temps réel sur du matériel embarqué, afin d'intégrer directement cette solution dans les systèmes de protection existants.

## Références

- [1] Tleis N. Power systems modelling and fault analysis: theory and practice: Elsevier; 2007.
- [2] Sabonnadière J-C, Hadjsaid N. Lignes et réseaux électriques 1: Lignes d'énergie électrique. Hermès-Lavoisier; 2007.
- [3] Ali B. Détection et classification des défauts dans les réseaux électriques par les réseaux de neurone: Université KASDI-MERBAH Ouargla.
- [4] Kalman RE. A new approach to linear filtering and prediction problems. 1960.
- [5] Yang Y, Yang JP. State-of-the-art review on modal identification and damage detection of bridges by moving test vehicles. International Journal of Structural Stability and Dynamics. 2018;18:1850025.
- [6] Keerthipala W, Wang H, Wai CT. On-line testing of a fuzzy-neuro based protective relay using a real-time digital simulator. 2000 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting Conference Proceedings (Cat No 00CH37077): IEEE; 2000. p. 1917-22.
- [7] Mallat S. A wavelet tour of signal processing: Elsevier; 1999.
- [8] Bishop CM, Nasrabadi NM. Pattern recognition and machine learning: Springer; 2006.
- [9] Maltarollo VG, Honório K, Da Silva A. Applications of artificial neural networks in chemical. Artificial Neural Networks-Architectures and Applications. 2013:203-23.
- [10] Zurada J. Introduction to artificial neural systems: West Publishing Co.; 1992.
- [11] Haykin S. Neural networks and learning machines, 3/E: Pearson Education India; 2009.
- [12] Hu YH, Hwang J-N. Handbook of neural network signal processing: CRC press; 2018.
- [13] Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation: Prentice Hall PTR; 1994.
- [14] Trahi F. Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi ouzou par les réseaux de neurones artificiels: Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA: Université Mouloud Mammeri; 2011.
- [15] Dash P, Panigrahi B, Panda G. Power quality analysis using S-transform. IEEE transactions on power delivery. 2003;18:406-11.
- [16] Rouzier S. Réseaux neuronaux et modularité: Grenoble INPG; 1998.
- [17] G. DPKMSP. Fault Classification and Location Using Artificial Neural Networks and Wavelet Transform. IEEE transactions on power delivery. 2000;15:647-52.

