

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET
POPULAIRE**

Ministère de L'enseignement Supérieur et de La Recherche Scientifique

Universitaire D'El oued

Département De Génie Electrique

**Mémoire de Fin D'études en Vue de L'obtention du Diplôme master « 2 »
en électrotechnique**

OPTION:RESEAUX ELECTRIQUES

THEME

**ALGORITHME INTILLEGENTE POUR
LOCALISATION DES DEFAUTS DANS LES
RESEAUX ELECTRIQUE**

Proposé par :

ELABI YASSIN

Présenté par :

DOU MOHAMMED LAID

BELOUL AHMED

Année Universitaire :2022/2023

REMERCIEMENTS

Cette thèse a été effectuée au sein de l'institut de génie électrique de centre universitaire d'el oued sous la direction de nos encadreurs **Mr.ELABI YASSIN** pour qui nous présenterons nos remerciements pour nous avoir guidés dans ce modeste travail .

On remercie également tous les enseignants qui ont contribué à notre formation.

INTRODUCTION GENERALE

L'énergie électrique est un produit de grande diffusion et se prête de manière très souple à divers formes d'utilisation .Elle joue un rôle principal dans toutes les branches de l'industrie et dans la vie quotidienne de l'être humain , cet aspect quasi universel de l'emploi de l'énergie électrique est une de raisons qui rendent désagréable certaines de ses imperfections ,car la qualité de produit (énergie électrique) au niveau de récepteur , n'est évidemment pas toujours parfaite. Parmi ces imperfections, les défauts qui se manifestent dans les réseaux électriques et qui provoquent une gravité considérable sur les matériels et même parfois sur les personnes . L'un des défauts majeurs est le court-circuit qui est le défaut le plus dangereux et par ce la nous avons fait dans ce contexte la connaissance en temps réel avec une bonne précision du lieu de survenance d'un défaut, permet une intervention rapide et une mise en œuvre des moyens nécessaires. A cet effet, les différents composants des réseaux sont conçus, construits et entretenus de façon à réaliser le meilleur compromis entre coût et risque de défaillance.

Dans cette étude, nous nous sommes intéressés aux défauts électriques dans les réseaux électriques, en particulier au court-circuit qui représente l'un des défauts les plus dangereux. La connaissance en temps réel et avec précision de l'emplacement d'un tel défaut est essentielle pour une intervention rapide et appropriée. Les progrès réalisés dans le domaine de la protection à distance des réseaux électriques ont ouvert la voie à l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la détection des défauts.

Le premier chapitre de cette étude a introduit les réseaux électriques et leur structure, ainsi que les défauts électriques et les systèmes de protection contre les courts-circuits. Nous avons également abordé les différents composants des réseaux et leur conception en tenant compte du compromis entre coût et risque de défaillance.

Le deuxième chapitre s'est concentré sur les différentes méthodes et algorithmes utilisés pour la localisation des défauts. Nous avons examiné les approches basées sur les phaseurs, les équations différentielles et les équations de propagation des ondes, en soulignant les avantages et les inconvénients de chaque méthode.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté la méthode des moindres carrés et son application pour la localisation de la distance du défaut dans les réseaux électriques. Cette méthode s'est avérée efficace pour estimer avec précision la distance du défaut. Enfin, dans le troisième chapitre, nous avons exploré l'utilisation des réseaux de neurones artificiels à trois couches avec l'algorithme de rétro propagation pour la localisation des défauts de courts-circuits. Nous avons souligné les avantages de ces réseaux, tels que leur robustesse, leur rapidité d'exécution et leur capacité de généralisation.

En conclusion, cette étude a démontré l'intérêt d'utiliser les réseaux de neurones artificiels pour la classification et la localisation des défauts dans les réseaux électriques. Ces réseaux offrent des avantages significatifs en termes de rapidité et de précision, ce qui en fait des outils précieux pour les opérateurs dans les centres de répartition. Cependant, des améliorations peuvent être apportées pour renforcer la capacité de généralisation des réseaux et pour prendre en compte des situations de défaut qui n'ont pas été incluses dans la phase d'apprentissage. Des pistes telles que l'augmentation de la taille de l'ensemble d'apprentissage et la spécialisation des réseaux pour chaque type de défaut peuvent être envisagées. Cette étude ouvre également la voie à des perspectives futures, telles que l'identification des défauts de courts-circuits et l'implémentation des techniques proposées dans des relais numériques pour une application en temps réel.

I.1. Introduction

Les systèmes d'énergie électrique font face à des défauts qui peuvent avoir des conséquences graves sur leur fonctionnement et leur fiabilité. Ce chapitre vise à fournir une analyse approfondie de ces défauts dans les systèmes d'énergie électrique, en mettant l'accent sur leur nature, leurs causes, leurs conséquences et les méthodes de protection. La conception, l'exploitation et la protection efficaces de ces systèmes sont essentielles pour assurer la sécurité et la fiabilité de la fourniture d'électricité.

Les défauts dans les systèmes d'énergie peuvent prendre différentes formes, notamment des surtensions, des surcharges et des courts-circuits. Les surtensions peuvent être causées par divers facteurs, et il est important de comprendre leur origine pour mieux les prévenir. Les surcharges, quant à elles, peuvent résulter d'une demande excessive d'électricité, ce qui peut entraîner une détérioration des équipements et des risques potentiels. Les courts-circuits sont des défauts plus graves qui peuvent causer des dommages importants aux équipements et même mettre en danger la vie humaine.

Ce chapitre examinera également les différents types de courts-circuits, y compris les défauts permanents qui peuvent survenir dans les systèmes d'énergie électrique. Les causes et les origines des défauts seront analysées pour mieux comprendre comment ils se produisent et comment les prévenir.

Les conséquences des courts-circuits peuvent être très graves, allant de l'interruption de l'alimentation électrique à des dommages matériels importants. Il est donc essentiel de mettre en place des mesures de protection adéquates pour minimiser ces conséquences. Ce chapitre fournira une vue d'ensemble de la protection des systèmes d'énergie électrique, en définissant son importance et en présentant les composants de base de la protection.

Enfin, différentes méthodes de protection seront présentées, en se basant à la fois sur la fonction et la technologie utilisée. La classification de la protection selon les éléments constitutifs du réseau sera également abordée, notamment la protection des jeux de barres, des transformateurs, des machines, des lignes et des câbles.

En conclusion, ce chapitre offre un aperçu approfondi de l'analyse des défauts dans les systèmes d'énergie électrique, ainsi que des méthodes de protection nécessaires pour assurer leur bon fonctionnement et leur fiabilité.

I.2 L'analyse des défauts dans les systèmes d'énergie électrique

I.2.1. Notion

L'analyse des défauts de court-circuit est une pratique essentielle dans les systèmes électriques, qu'ils soient industriels, auxiliaires de centrales, militaires, maritimes ou aéronautiques. Les calculs de court-circuit sont effectués pour diverses raisons [1].

I.2.2. Considérations de sécurité et de fiabilité

L'analyse des pannes de court-circuit vise à garantir la sécurité des travailleurs et du public en général. Les équipements du système d'alimentation, tels que les disjoncteurs, peuvent subir des défaillances catastrophiques s'ils sont exposés à des surintensités dépassant leurs capacités nominales. D'autres éléments tels que les jeux de barres, les transformateurs et les câbles peuvent connaître des défaillances thermiques ou mécaniques s'ils sont soumis à des courants de court-circuit supérieurs à leurs capacités. De plus, l'analyse des pannes de court-circuit est également utilisée pour calculer les élévations de potentiel par rapport à la terre, afin de garantir la sécurité. Elle est également effectuée pour estimer les tensions induites sur les circuits de communication adjacents, les canalisations, les barrières et d'autres objets métalliques.

I.2.3. Conception, exploitation et protection des systèmes d'énergie électrique

Les calculs des courants de court-circuit sont réalisés lors de la phase de conception du système pour déterminer les estimations des courts-circuits et pour choisir et installer les nouveaux équipements d'infrastructure, de mécanisme et de sous-stations. Des renforcements du système peuvent être nécessaires en cas d'extension du réseau ou de raccordement d'une nouvelle installation de production d'énergie. Les calculs des courants sont également effectués pour vérifier la compatibilité continue des équipements existants lorsque les configurations de fonctionnement du système sont modifiées. De plus, des calculs des courants minimum de court-circuit sont effectués pour déterminer les réglages des relais de protection, afin d'assurer leur fonctionnement précis et coordonné.

Dans les systèmes de transmission, il est crucial de dégager rapidement les courants de court-circuit pour éviter la perte de synchronisme du système d'énergie. Les calculs des courants maximum de court-circuit sont réalisés pour concevoir les éléments des réseaux de mise à la terre. L'analyse des court-circuit est également utilisée comme élément des évaluations initiales de la qualité de l'énergie pour le raccordement des charges sensibles aux réseaux électriques.

En outre, l'analyse des court-circuit est effectuée lors de la modification d'un système existant ou lors de la conception de nouvelles installations électriques, telles que des plateformes de raffinage, des usines pétrochimiques, des systèmes auxiliaires ou de nouvelles centrales électriques. L'objectif est de déterminer les estimations des court-circuit pour les nouveaux équipements et les infrastructures des postes électriques qui seront installés.

L'analyse des défauts de système d'énergie électrique est donc une étape cruciale pour garantir la sécurité, la fiabilité et le bon fonctionnement des systèmes électriques, en prenant en compte les aspects de conception, d'exploitation et de protection.

I.2.3. Structure et composants des systèmes d'alimentation, de transmission et de distribution

- Introduction aux systèmes électriques de courant alternatif.
- Les composants principaux des systèmes électriques: générateurs, réseaux de transmission et de distribution, charges triphasées.
- Différentes tensions utilisées dans les réseaux de distribution et de transmission.
- Les circuits d'alimentation auxiliaires dans les centrales électriques et les systèmes d'alimentation industriels.
- L'importance des moteurs à induction dans les charges résidentielles, commerciales et industrielles.
- L'utilisation traditionnelle des machines synchrones dans la génération d'électricité.
- L'augmentation de la génération d'électricité à partir de sources d'énergie renouvelable.
- L'utilisation de machines asynchrones et de convertisseurs électroniques de puissance dans les systèmes de production d'énergie électrique.
- Les changements de comportement des systèmes d'énergie triphasés suite à des perturbations telles que des défauts de court-circuit.
- Illustration de la structure des systèmes d'alimentation, de transmission et de distribution dans la figure I.1.
- Présentation d'un exemple de système auxiliaire d'énergie électrique dans la figure I.2.

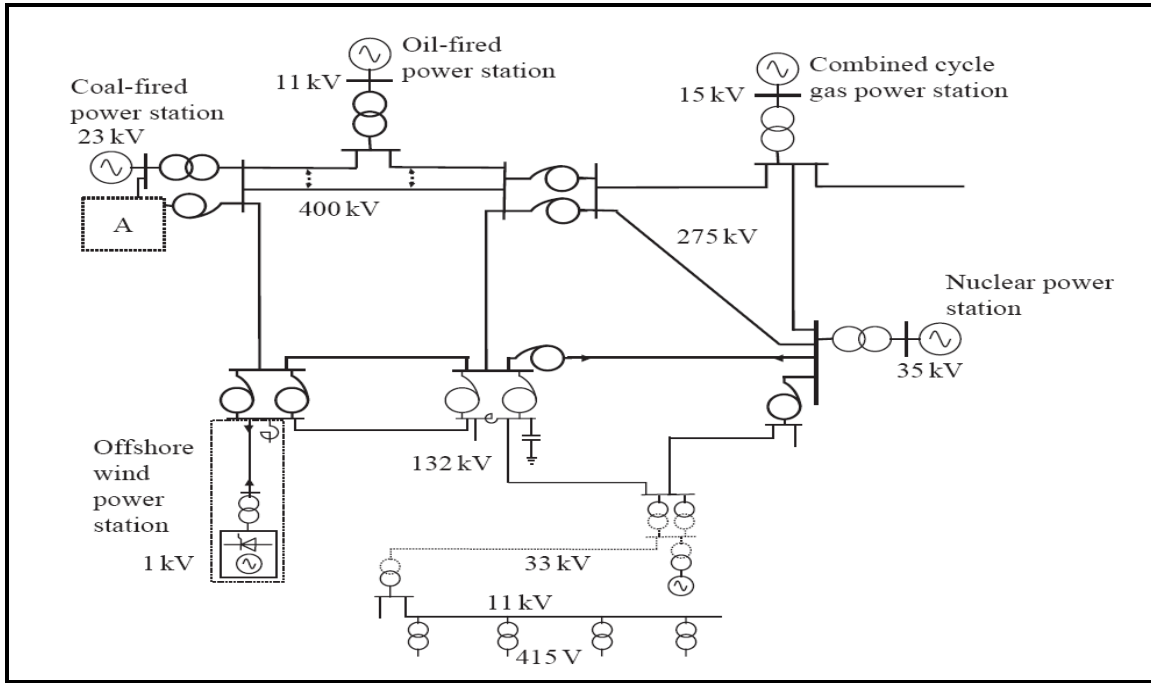


Figure I.1: Structure et composants d'un système d'alimentation, de transmission et de distribution [1].

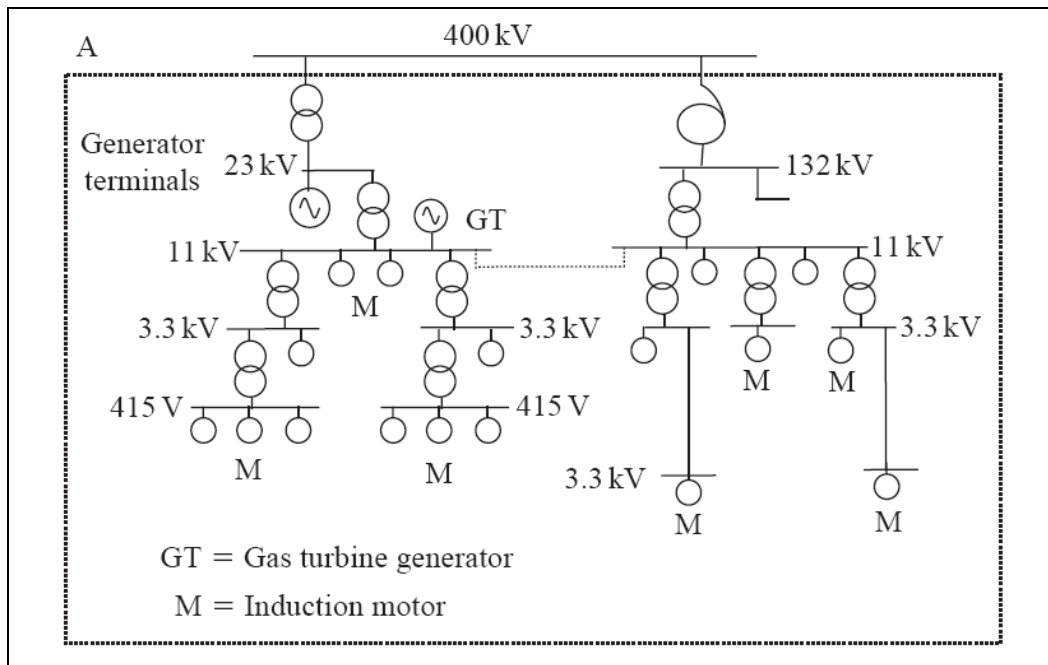


Figure I.2: Structure typique et composants du système d'alimentation électrique auxiliaire d'une centrale électrique [1].

I.3. Caractéristiques des défauts de système d'énergie

I.3.1. Nature des défauts

Un défaut dans un système d'énergie électrique est une situation anormale qui entraîne une défaillance de l'équipement électrique fonctionnant à des tensions primaires. Généralement, deux types de défaillances peuvent se produire. La première est une défaillance d'isolation qui conduit à un court-circuit et peut se produire en raison d'une surcharge, d'une dégradation de l'isolation ou d'une surtension soudaine. La seconde est une défaillance résultant d'une interruption du flux ou d'une défaillance d'un circuit ouvert [1].

I.3.1.1. Surtensions

On qualifie de surtension toute tension, en fonction du temps, entre un conducteur de phase et la terre ou entre deux conducteurs de phase, dont les valeurs de crête dépassent la valeur U_m correspondant à la tension la plus élevée pour le matériel. Les surtensions peuvent avoir une origine externe, telle que la foudre, ou interne, liée au fonctionnement (correct ou défectueux) des éléments du réseau électrique, tels que les disjoncteurs [2].

I.3.1.2. Surcharges

Les surcharges peuvent être causées soit par un court-circuit, soit par un couplage difficile (fermeture de longues boucles d'interconnexion) ou par le report de charge suite à la coupure d'une liaison parallèle. Les surcharges violentes entraînent des échauffements locaux et brefs, tandis que les surcharges faibles et durables provoquent un échauffement plus lent mais important, ainsi que des chutes de tension significatives [14].

I.3.1.3. Court-circuit

Un court-circuit est provoqué soit par le contact entre des conducteurs (directement ou par l'intermédiaire d'un objet), soit par la défaillance d'un isolant solide, l'amorçage d'arcs dans l'air ou un liquide isolant, entraînant une surtension ou une réduction de l'isolation. Les courts-circuits entraînent une chute de tension (parfois une disparition de la tension chez les utilisateurs), une réduction de la stabilité de l'interconnexion et une surintensité qui provoque un échauffement local à l'endroit du défaut [14].

I.3.2. Les différents types de court-circuit

Il existe plusieurs types de défauts, parmi lesquels :

I.3.2.1. Défauts permanents

Un court-circuit est toujours le résultat d'un manque d'isolation, et s'il persiste durablement, on parle de défaut permanent. C'est généralement le cas lorsque l'isolant est solide, ou lorsque le défaut n'est pas éliminé par un dispositif automatisé. Les exemples de défauts permanents incluent la rupture des conducteurs, l'entremêlement des conducteurs et la rupture d'attache [5].

I.3.2.2. Défauts fugitifs

Lorsque l'isolant est gazeux, il se reforme généralement spontanément autour de la zone touchée dès que l'alimentation est

coupée et que l'arc disparaît. Il suffit alors de remettre l'installation sous tension pour qu'elle fonctionne normalement à nouveau.

I.3.2.3. Défauts intermittents

Ce type de défaut se répète à des intervalles très rapprochés. Un exemple courant est un court-circuit dû au balancement des conducteurs ou à des branches d'arbres agitées par un vent violent.

I.3.2.4. Défauts semi-permanents

Ces défauts persistent pendant un certain temps, puis disparaissent avec leur cause. Par exemple, un défaut causé par la croissance de la végétation disparaîtra lorsque celle-ci sera éliminée ou consommée.

I.3.2.5. Défauts auto-extincteurs

Ce type de défaut se produit puis disparaît de lui-même, sans nécessiter d'intervention extérieure [5].

Il est important de comprendre ces différentes caractéristiques des défauts dans les systèmes d'énergie électrique afin de mieux les analyser, les prévenir et les résoudre, garantissant ainsi la sécurité et la fiabilité des systèmes électriques.

I.4. Les causes et origines des défauts

Les systèmes d'alimentation sont sujets à plusieurs types de défauts, les principaux étant [5]:

- **Le défaut monophasé** : entre une phase et la terre.
- **Le défaut biphasé** : entre deux phases avec ou sans mise à la terre.
- **Le défaut triphasé** : entre les trois phases avec ou sans mise à la terre.

Ces défauts peuvent avoir des causes externes, telles que des isolateurs perforés ou cassés, des charges excessives, une défaillance de l'isolation due à l'humidité, une réduction de la force d'isolation entre les conducteurs de phase ou entre les conducteurs de phase et la terre. Ils peuvent également être causés par la pollution, les perturbations atmosphériques (foudre, givre, glace, tempête, brouillard, neige) ou des erreurs humaines telles qu'un arrangement incorrect, un raccordement défectueux ou une mauvaise maintenance [6]. Les causes internes peuvent être liées à la défaillance du matériel, comme les moteurs, les générateurs et les disjoncteurs.

I.5. Les conséquences des court-circuit

Les conséquences d'un court-circuit électrique sont multiples et peuvent inclure [5]:

- L'arrêt partiel et inopiné de l'exploitation en aval du défaut.
- Les dommages au niveau du siège du défaut, nécessitant un démontage, une réparation, un remplacement, un retour en usine ou une expertise.
- Le risque d'électrisation, de brûlures ou de traumatismes pour le personnel en présence d'un court-circuit.
- Des conséquences sur les parties saines du réseau, telles qu'une chute de tension préjudiciable aux appareils électriques, aux automates et aux équipements informatiques.
- Une perte de stabilité des machines tournantes, qui peut même persister après l'élimination du court-circuit et entraîner l'effondrement total du réseau.

Ainsi, dans la plupart des cas, un défaut provoque une interruption de l'alimentation et de la production, ce qui devient de moins en moins acceptable en raison des contraintes économiques.

I.6. Protection des systèmes d'énergie électrique

I.6.1. Définition

Les systèmes de protection sont un ensemble de dispositifs plus ou moins complexes conçus pour provoquer la mise hors tension immédiate d'un ou plusieurs éléments du réseau lorsqu'un défaut électrique se produit. Pour remplir leur rôle, les systèmes de protection doivent détecter la présence d'un défaut, identifier l'élément affecté et commander les dispositifs de coupure pour isoler cet élément du reste du réseau.

I.6.2. Importance de la protection

La protection des systèmes d'énergie électrique est essentielle pour assurer la sécurité des personnes et des équipements, ainsi que la continuité de l'alimentation électrique. Les systèmes de protection doivent être fiables, disponibles, rapides, sensibles, consommer peu d'énergie et être sélectifs pour déclencher uniquement les éléments concernés par le défaut.

I.6.3. Composants de base de la protection

Les composants de base des systèmes de protection comprennent :

- **Transformateurs de tension et transformateurs de courant** : utilisés pour surveiller et fournir une rétroaction précise sur l'état d'un système.
- **Relais** : convertissent les signaux des dispositifs de surveillance et donnent des instructions pour ouvrir un circuit en cas de conditions défectueuses ou pour donner des alarmes lorsque l'équipement protégé approche d'une possible destruction.
- **Fusibles** : s'autodétruisent pour protéger les équipements en aval.
- **Disjoncteurs** : utilisés pour les circuits transportant de gros courants et pour interrompre le circuit en cas de courant de défaut pendant quelques cycles, basé sur les informations des relais.
- **Batteries CC** : fournissent une source d'énergie ininterrompue aux relais et aux disjoncteurs, indépendamment de la source d'énergie principale [3].

La protection des systèmes d'énergie électrique joue un rôle crucial pour assurer leur bon fonctionnement et leur sécurité en détectant et en isolant rapidement les défauts électriques.

I.7. Types de Protection

On peut les représenter en deux familles :

I.7.1. Protection par Fonction

I.7.1.1. Protection Longitudinale

Elle est utilisée pour les courtes lignes et câbles souterrains. Son principe se base sur la comparaison des courants en amplitude et en phase aux deux extrémités de la ligne par un montage

sensible à leurs différences vectorielles. Tout courant qui entre par une extrémité sort par l'autre extrémité, toute différence sensible implique la présence d'un défaut.

I.7.1.2. Protection à Maximum de Courant

Elle constitue la protection de secours vis-à-vis des défauts extérieurs à la zone de protection principale. Elle agit lorsque le seuil de réglage en courant est dépassé.

I.7.1.3. Protection à Impédance Minimale

C'est une protection de distance utilisée comme protection principale. Elle mesure en permanence l'impédance de la ligne à protéger.

I.7.2. Protection par Technologie

Il existe trois types de protection :

I.7.2.1. Protection Électromécanique

Cette protection est équipée d'un ou plusieurs relais électromécaniques. Le relais électromécanique se compose d'une partie fixe et d'une partie mobile entre lesquelles s'exerce une force ou un couple. La partie mobile est solidaire d'un contact qui, en se déplaçant par rapport à un contact fixe, est chargé d'ouvrir ou de fermer des circuits d'utilisateurs. Cette protection est caractérisée par un temps de fonctionnement relativement long et une consommation d'énergie élevée.

I.7.2.2. Protection Électronique (Statique)

Cette protection est composée d'un relais dont les circuits de mesure et de commutation sont complètement statiques, utilisant des composants semi-conducteurs tels que les transistors, thyristors et diodes. Les relais statiques sont caractérisés par un temps de déclenchement court, une grande précision et une construction simple permettant un dépannage et une maintenance aisée.

I.7.2.3. Protection Numérique

La protection numérique est une méthode sophistiquée qui repose sur le traitement numérique des signaux. Le relais numérique convertit les signaux analogiques provenant des transformateurs de mesure en signaux numériques, qui sont ensuite traités par un microprocesseur. Cette approche

permet d'intégrer de nouvelles fonctionnalités et offre une grande précision dans la détection, la classification et la localisation des défauts.

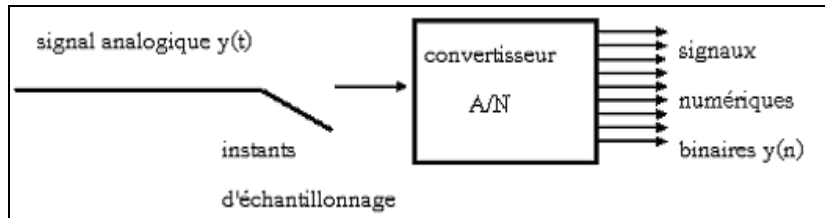


Figure I.3: Conversion d'un signal analogique en signal numérique

La figure I.3 illustre le processus de conversion d'un signal provenant du "monde réel" en une représentation numérique appropriée. Cela est réalisé par l'échantillonnage précis du signal à des intervalles réguliers. L'objectif de cette conversion en signal numérique est de permettre le traitement des données acquises par un ordinateur ou un microprocesseur, leur stockage en mémoire, leur visualisation ou leur exploitation par des dispositifs de contrôle, de réglage ou de protection.

I.7.3. Classification par éléments constitutifs du réseau

I.7.3.1. Protection des jeux de barres

La protection des jeux de barres consiste généralement à placer des relais à maximum de courant de phase et homopolaire sur chacune des arrivées et des départs.

I.7.3.2. Protection des transformateurs

Les transformateurs sont des éléments importants et coûteux du réseau. Leur protection est assurée par des systèmes plus ou moins complexes, tels que la protection de Buchholz.

I.7.3.3. Protection des machines

Les machines doivent être protégées contre les défauts du réseau auxquels elles sont raccordées, ainsi que contre les défauts internes.

I.7.3.4. Protection des lignes et des câbles

La protection des lignes et des câbles est assurée par la protection longitudinale, qui repose sur la comparaison des courants en amplitude et en phase aux deux extrémités de la ligne pour détecter les défauts.

I.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents types de systèmes d'énergie électrique, les défauts électriques et leurs caractéristiques. Nous avons également exploré les systèmes de protection contre les court-circuits, en détaillant les éléments de protection, leur qualité et les différents types de protection disponibles.

II.1. Introduction

La localisation des défauts sur les lignes de transport d'énergie électrique est un problème fréquent qui nécessite une grande précision. Cela a conduit au développement de plusieurs algorithmes, qui peuvent être classés en deux catégories principales :

1. Algorithmes utilisant les données des deux extrémités de la ligne : Cette première catégorie d'algorithmes se base sur l'utilisation des données provenant des deux extrémités de la ligne pour localiser le défaut. Différentes approches sont utilisées, telles que l'utilisation des phaseurs d'état en régime permanent, la formulation par équations différentielles et la formulation par équations de propagation des ondes. Chacune de ces approches utilise des modèles spécifiques et peut introduire des erreurs lors du calcul de l'emplacement du défaut.

2. Algorithmes basés sur les données d'une seule extrémité : La deuxième catégorie d'algorithmes se concentre sur l'utilisation des données provenant d'une seule extrémité de la ligne pour localiser le défaut. Cette approche présente certains défis, car le nombre d'inconnues peut dépasser le nombre d'équations. Pour résoudre ce problème, plusieurs hypothèses peuvent être faites, telles que supposer que la résistance du défaut est nulle ou à une partie réelle, ou utiliser des informations sur les impédances des sources pour déterminer le rapport des courants. Ces algorithmes nécessitent souvent des calculs plus complexes, notamment si les échantillons prélevés aux deux extrémités ne sont pas synchronisés.

En résumé, la localisation des défauts sur les lignes de transport d'énergie électrique est un domaine de recherche important, avec des algorithmes qui diffèrent en fonction des modèles utilisés et des erreurs introduites lors du calcul de l'emplacement du défaut. Les approches basées sur les phaseurs d'état, les équations différentielles et les équations de propagation des ondes sont parmi les méthodes couramment utilisées pour résoudre ce problème.

II.2. Méthodes de Localisation des Défauts

En 1969, G.D. Rockefeller a proposé l'utilisation des microprocesseurs dans la protection des réseaux électriques, ce qui a conduit au développement de plusieurs algorithmes de protection numérique pour les lignes de transport. Ces algorithmes partagent des caractéristiques communes telles que la complexité d'implémentation, la précision et la rapidité de calcul.

Les algorithmes de localisation des défauts développés peuvent être classés en trois approches :

II.2.1. Approche basée sur le calcul de l'impédance apparente de la ligne : Cette approche est la plus couramment utilisée. Elle se base sur le calcul de l'impédance apparente de la ligne en utilisant les données provenant des extrémités. Cependant, lorsque seules les données d'une seule extrémité sont utilisées, le nombre d'inconnues dépasse le nombre d'équations, ce qui pose un problème. Pour résoudre ce problème, plusieurs hypothèses ont été proposées, telles que supposer que la résistance de défaut est nulle ou a une partie réelle uniquement, ou utiliser des informations sur les impédances de la source pour déterminer le rapport des courants de défaut. Ces hypothèses simplifient les calculs, mais peuvent introduire des erreurs dans la localisation du défaut.

II.2.2. Approche basée sur les transformations de Laplace et de Fourier : Cette approche consiste à appliquer les théorèmes de Laplace et de Fourier pour analyser les signaux mesurés aux extrémités de la ligne. Ces transformations permettent de convertir les signaux du domaine temporel au domaine fréquentiel, ce qui facilite l'analyse et la localisation des défauts. Cette approche combine les avantages des deux théories, mais elle peut également introduire une complexité supplémentaire dans les calculs.

II.2.3. Approche basée sur la propagation des ondes : Cette approche utilise la théorie de la propagation des ondes pour localiser les défauts sur la ligne. Elle offre des avantages considérables en termes de précision et de rapidité de localisation. Cependant, la complexité des calculs ne peut être évitée dans cette approche.

En résumé, les méthodes de localisation des défauts sur les lignes de transport d'énergie électrique comprennent des approches basées sur le calcul de l'impédance apparente, l'application des transformations de Laplace et de Fourier, ainsi que l'utilisation de la propagation des ondes. Chaque approche présente ses avantages et ses inconvénients en termes de complexité des calculs et de précision de localisation.

II.3. Méthode des Phaseurs

La méthode des phaseurs est une méthode très utilisée pour la localisation des défauts sur les lignes de transport d'énergie électrique. Elle se divise en deux familles : l'une utilise les données d'une seule extrémité (localisation de défaut à une extrémité), et l'autre utilise les données des deux extrémités (localisation de défaut à deux extrémités).

II.3.1. Algorithmes de Localisation basés sur les données d'une extrémité

Plusieurs algorithmes ont été proposés pour la localisation de défauts en utilisant uniquement les données d'une seule extrémité de la ligne. Ces algorithmes se basent sur la détermination de l'impédance apparente du défaut.

Par exemple, l'algorithme original proposé par Gilcrest, Rockefeller et Udren, Mann et Morrison, Ranlbar et Cory est basé sur la détermination de l'impédance apparente du défaut. Girgis et Udren ont ensuite développé un algorithme spécifique pour les réseaux de transport à structure radiale de 69 kV. Ce dernier algorithme utilise la variation de l'amplitude des phaseurs de courant pour déterminer le type de défaut.

Cependant, ces algorithmes peuvent engendrer une erreur importante car ils négligent la résistance du défaut, qui peut influencer le système de protection. Certains chercheurs, comme Waiker, ont proposé des améliorations en utilisant la théorie des composantes symétriques pour découpler le système en trois systèmes monophasés et éliminer les effets mutuels.

la Figure II.1 représente un schéma d'une ligne en défaut (phase-terre) avec un point X où les valeurs de tension et de courant sont connues. Les équations (II.1) et (II.2) définissent les courants et tensions de séquence en utilisant les conditions du défaut et les paramètres de séquence du réseau.

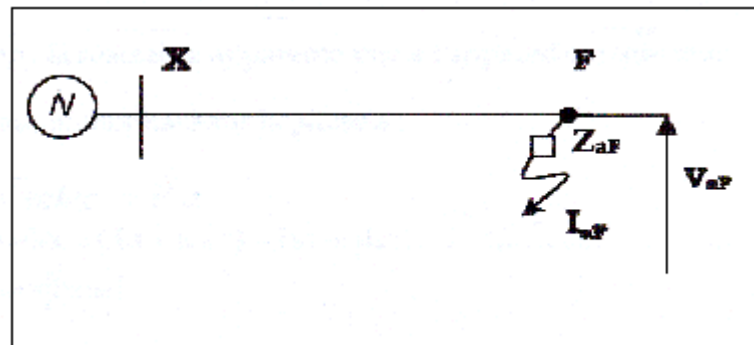


Figure II.1 Diagramme d'une ligne en défaut

En utilisant les conditions du défaut et les paramètres de séquence du réseau, les courants et tensions des séquences sont définis comme suit:

$$\begin{aligned} V_{1f} &= V_1 - I_1 \cdot Z_1 \\ V_{2f} &= V_2 - I_2 \cdot Z_2 \end{aligned} \tag{II.1}$$

$$\begin{aligned} V_{0f} &= V_0 - I_0 \cdot Z_0 \\ V_{1f} + V_{2f} + V_{0f} &= 3 \cdot I_{0f} \cdot R_f \end{aligned} \tag{II.2}$$

Le développement des calculs donne [9] :

$$D = \frac{(R_{APP}.M - X_{APP}.L)}{(R_I.M - X_I.M)} \quad (II.3)$$

Les expressions de L et M sont données en [9]

Le développement des calculs conduit à l'équation (II.3), où les expressions de L et M sont données en référence [9]. Cette même équation (II.3) est utilisée pour les autres types de défauts en sélectionnant les courants et tensions appropriés pour chaque type de défaut.

Cependant, l'algorithme basé sur cette équation n'est pas intéressant pour la recherche mentionnée, car il néglige la résistance du défaut, qui a une influence sur le système de protection.

Par conséquent, Waiker (1994 et 1998) a utilisé la théorie des composantes symétriques pour découpler le système en trois systèmes monophasés et éliminer l'effet mutuel. Les résultats de l'étude de performance [11] montrent que la distance estimée du défaut est obtenue avec moins d'erreur (entre 5% et 10%).

La Figure II.2 représente un schéma unifilaire d'un réseau électrique avec un défaut au point B, ainsi que son schéma monophasé équivalent homopolaire (SMEH), direct (SMED) et inverse (SMEI) dans la Figure II.3.

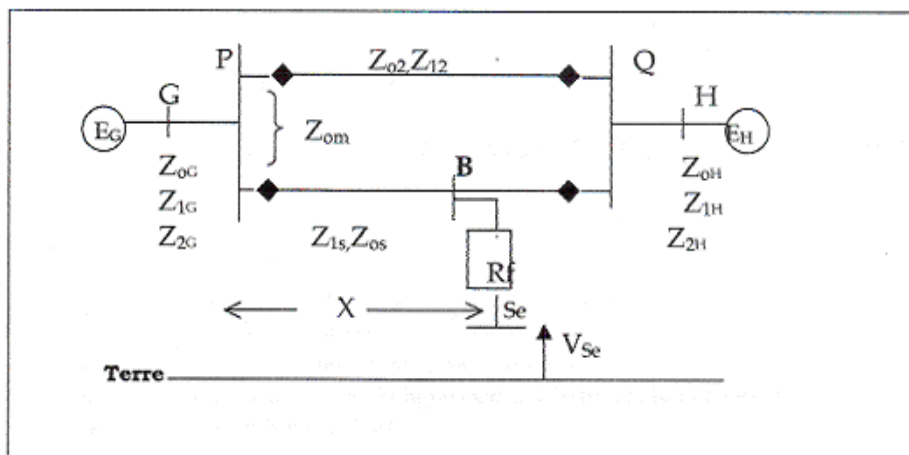


Figure II.2 : Schéma unifilaire de Réseau étudié

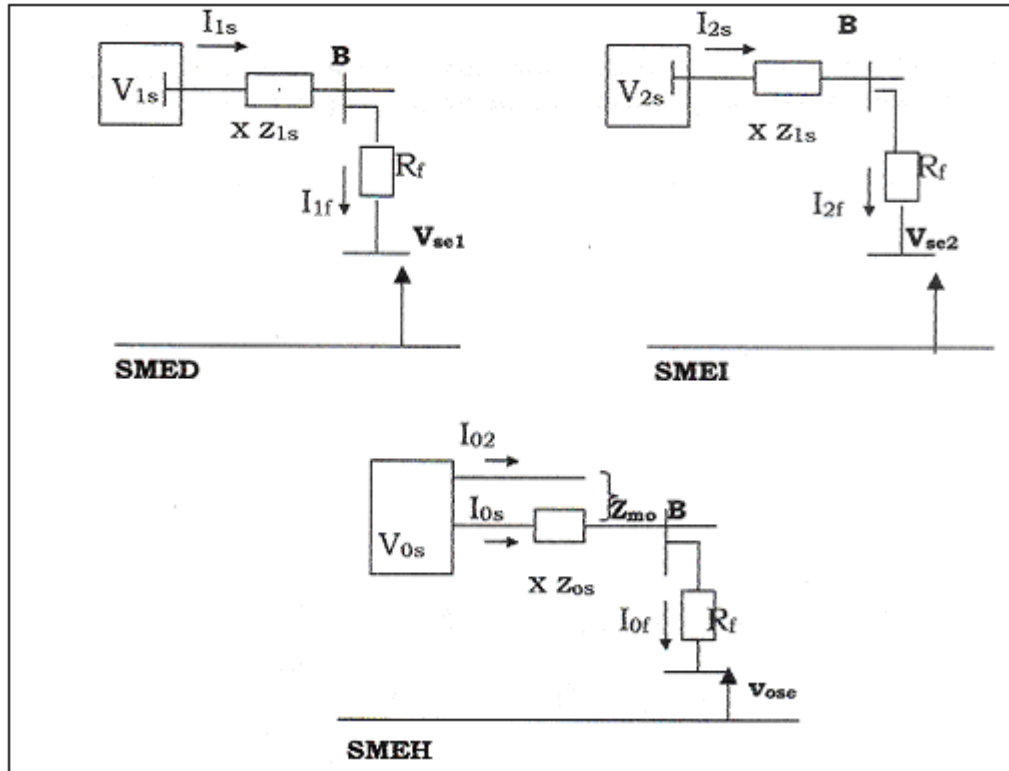


Figure II.3 : SMEH, SMED, SMEI du réseau étudié

On a l'expression des tensions:

$$V_{1se} = V_{1s} - X \cdot I_1 \cdot Z_{1s} - R_f \cdot I_{1f} \quad (II.4)$$

$$V_{2se} = V_{2s} - X \cdot I_2 \cdot Z_{2s} - R_f \cdot I_{2f} \quad (II.5)$$

$$V_{0se} = V_{0s} - X \cdot I_0 \cdot Z_{0s} - I_{02} \cdot Z_{02} - R_f \cdot I_{0f} \quad (II.6)$$

Avec:

$V_{1se}, V_{2se}, V_{0se}$: Tensions de phase des séquences au relais.

I_{1s}, I_{2s}, I_{0s} : Courants de phase des séquences au relais.

I_{1f}, I_{2f}, I_{0f} : Courants du défaut des trois séquences.

Z_{1s}, Z_{0s} : Les impédances de la ligne (séquence direct, homopolaire).

I_{02}, Z_{0m} : Courant homopolaire et l'impédance mutuelle homopolaire de la ligne.

R_f : Résistance du défaut.

x : Distance en u.r du relais au point de défaut B .

$$x = \frac{s_1 \cdot V_{s1} + s_2 \cdot V_{s2} + s_0 \cdot V_{s0}}{s_1 (V_{rs1} + V_{rs1}') + s_2 V_{rs2} + s_0 V_{rs0}} - e_r \quad (II.7)$$

Avec :

$$e_r = \frac{(s_1 R_f I_{1f} + s_2 R_f I_{2f} + s_0 R_f I_{0f})}{s_1 (V_{rs1} + V'_{rs1}) + s_2 V_{rs2} + s_0 V_{rs0}} \quad (\text{II.8})$$

Tel que :

e_r : terme d'erreur due à la résistance du défaut.

Les coefficients s_1 , s_2 et s_0 sont donnés dans la référence [11].

Les équations (II.4), (II.5) et (II.6) donnent l'expression des tensions de séquence (V_{1se} , V_{2se} , V_{0se}) en fonction des tensions et courants aux extrémités de la ligne, ainsi que des paramètres d'impédance de la ligne et de la résistance du défaut. Les variables I_{1f} , I_{2f} et I_{0f} représentent les courants de défaut des trois séquences.

Les coefficients s_1 , s_2 et s_0 sont donnés dans la référence [11], et le terme e_r représente l'erreur due à la résistance du défaut.

Il est important de noter que les modes 0, 1 et 2 correspondent respectivement aux séquences homopolaire, directe et inverse.

II.3.2. Algorithmes de localisation basés sur les données aux deux extrémités

Dans la dernière décennie, une nouvelle technique de localisation de défaut a été proposée, qui exploite les données des deux extrémités de la ligne. Ces données peuvent être synchronisées à l'aide d'un GPS (Global Positioning System). Les mesures aux deux extrémités de la ligne fournissent des équations redondantes, ce qui permet d'obtenir une estimation plus précise et fiable de la localisation du défaut.

Différents algorithmes ont été proposés pour utiliser directement les phaseurs de courant et de tension. John et Jamali ont proposé une méthode basée sur les conditions de continuité de tension au point du défaut, en utilisant les modèles des lignes longues et les composantes symétriques. Aggarwal et al. ont montré que ce principe peut être appliqué aux lignes en T (trois extrémités).

En 1996, Novosel, Udren et Garitty ont proposé une méthode utilisant les phaseurs (courants, tensions) non synchronisés des deux extrémités de la ligne avec un angle de déphasage. Ils n'ont pas pris en compte le type de défaut, sa résistance, les courants de charge et les impédances de la source.

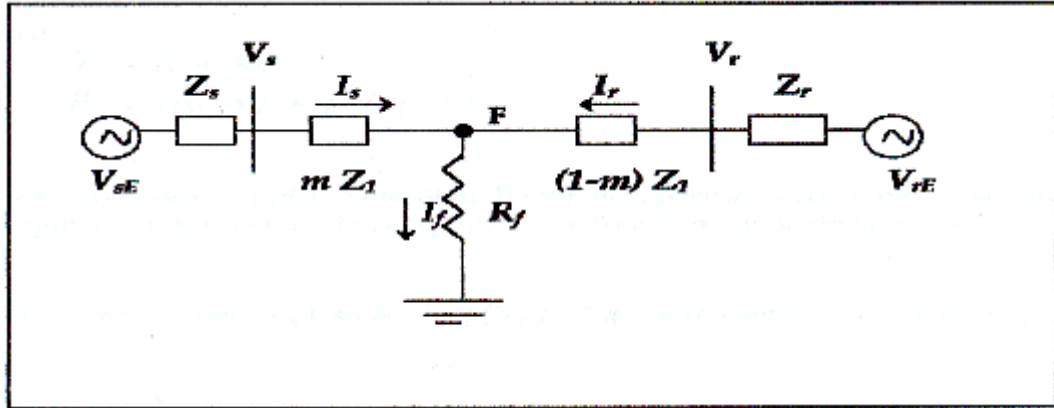


Figure II.4 Schéma d'une ligne en défaut

On a la tension au point f défaut :

$$V_f = V_s - mZ I_s \quad (\text{II.9})$$

$$V_f = V_r - (1-m)Z I_r \quad (\text{II.10})$$

m : la position du défaut.

Z : l'impédance de la ligne.

Soustrayons l'équation (II.9) de (II.10) et réarrangeons, on aura :

$$V_s - V_r + Z I_r = mZ (I_s + I_r) \quad (\text{II.11})$$

Les tensions aux deux extrémités peuvent être écrites sous la forme :

$$V_s = |V_s| \langle \alpha_m + \delta \rangle \quad \text{et} \quad V_r = |V_r| \langle \beta_m \rangle \quad (\text{II.12})$$

α_m, β_m : les angles mesurés.

δ : l'angle de synchronisation des tensions.

$$m = \frac{\text{Re}(V_s) \sin \delta + \text{img}(V_s) \cos \delta - \text{img}(V_r) + C_4}{C_1 \sin \delta + C_2 \cos \delta + C_4} \quad (\text{II.13})$$

$$m = \frac{\text{Re}(V_s) \cos \delta - \text{img}(V_r) \sin \delta - \text{Re}(V_r) + C_3}{C_1 \cos \delta - C_2 \sin \delta + C_3} \quad (\text{II.14})$$

Les coefficients C_1, C_2, C_3, C_4 sont donnés dans la référence [12].

Dans le schéma présenté dans la Figure II.4, qui représente une ligne en défaut sans tenir compte de la synchronisation des données aux deux extrémités, l'équation (II.9) donne la tension au point de défaut. En soustrayant l'équation (II.9) de l'équation (II.10) et en

réarrangeant, on obtient l'équation (II.11). Les tensions aux deux extrémités peuvent être exprimées sous la forme des équations (II.12), (II.13) et (II.14). Les coefficients nécessaires sont donnés dans la référence [12]. Cette technique ne nécessite pas une grande précision car les données ne sont pas synchronisées.

En 2001, Zheng Chen a proposé un algorithme utilisant des échantillons synchronisés par GPS, basé sur les paramètres distribués de la ligne en négligeant l'effet de la capacité shunt. Cet algorithme suppose que les lignes ne sont pas transposées et homogènes sur toute leur longueur. Les composantes de phase sont transformées en composantes modales (symétriques). Les simulations montrent que cet algorithme est très précis avec une erreur de localisation inférieure à 0,4%. Il n'est pas affecté par la résistance du défaut, le type de défaut et l'angle d'incidence du défaut.

Soit le schéma suivant représentant un défaut sur une ligne

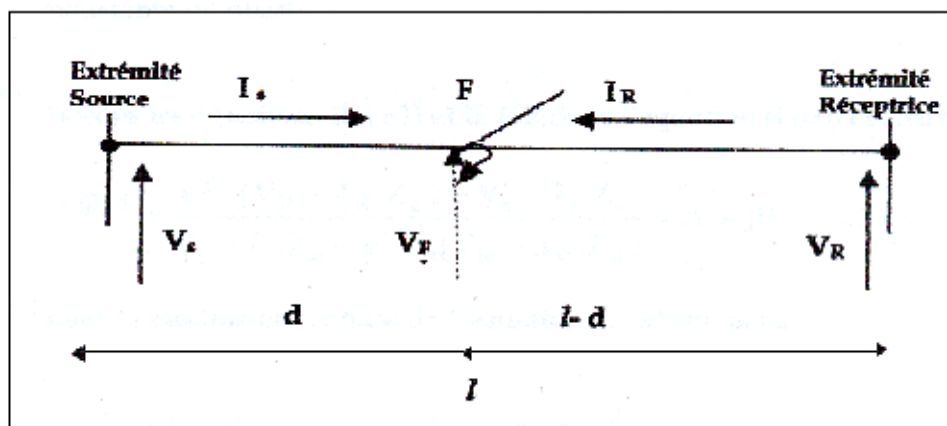


Figure II.5 Diagramme d'une ligne en défaut

l : la longueur de la ligne.

F : le point du défaut.

V_s, I_s, V_r, I_r : les phaseurs tensions et courants aux deux extrémités de la ligne.

A partir des équations télégraphiques, la tension au point F :

$$V_f = V_s \cdot \text{ch}\gamma(d-1) - I_s \cdot Z_c \cdot \text{sh}\gamma(d) \quad (\text{II.15})$$

La tension au point F s'écrit aussi en fonction des tensions et courants de l'extrémité R :

$$V_f = V_r \cdot \text{ch}\gamma(1-d) - I_r \cdot Z_c \cdot \text{sh}\gamma(1-d) \quad (\text{II.16})$$

Après développement des calculs, nous trouvons :

$$D = \frac{1}{2\alpha_m} \operatorname{arctg} \left(\frac{B_m}{A_m} \right) \quad (\text{II.17})$$

Les coefficients α_m, B_m, A_m sont donnés dans la référence [13].

En 2003, Jing et Chen ont proposé un algorithme de localisation utilisant les mesures des phaseurs synchronisés aux deux extrémités et ont incorporé le modèle des lignes à paramètres distribués associé à la transformation de Clarke, où la distance est donnée comme suit [14,15] :

$$D_m = \frac{\ln \left(\frac{N_m}{M_m} \right)}{2 \cdot \Gamma_m \cdot L} \quad m = (0, \alpha \beta) \quad (\text{II.18})$$

Les coefficients (N, M) sont cités dans [15] où l'évaluation de la distance de défaut obtenue a donné une erreur inférieure à 1 %.

La Figure II.5 présente un schéma d'une ligne en défaut, où l'équation (II.15) donne la tension au point de défaut, et l'équation (II.16) donne également la tension au point de défaut en fonction des tensions et courants à l'extrémité R de la ligne. Après le développement des calculs, l'équation (II.17) est obtenue avec les coefficients donnés dans la référence [13].

En 2003, Jing et Chen ont proposé un algorithme de localisation utilisant les mesures synchronisées des phaseurs aux deux extrémités de la ligne. Ils ont incorporé le modèle des lignes à paramètres distribués associé à la transformation de Clarke, où la distance de défaut est calculée selon l'équation (II.18). Les coefficients (N, M) sont cités dans la référence [15], et l'erreur de localisation obtenue est inférieure à 1%.

Il est important de noter que plusieurs techniques ont été développées et appliquées pour mesurer directement l'état du système en temps réel, ce qui peut améliorer considérablement la réponse des réseaux électriques aux perturbations majeures. Certaines de ces techniques utilisent des protections numériques combinées à des systèmes de communication intégrés. La mesure en temps réel des phaseurs peut jouer un rôle clé dans cette amélioration.

J'espère que cela clarifie davantage les algorithmes de localisation basés sur les données aux deux extrémités mentionnés dans le texte. N'hésitez pas à poser des questions supplémentaires si nécessaire.

II.4. Méthode des Equations Différentielles

Dans la méthode des équations différentielles, plusieurs algorithmes ont été développés pour la localisation des défauts sans avoir besoin d'estimer les phaseurs. Deux de ces algorithmes sont présentés ci-dessous.

Les auteurs Saied et Fuhaid [18] ont proposé un algorithme basé sur la transformée de Laplace et l'utilisation de l'intégrale trapézoïdale. Ils supposent que le courant par unité de longueur est connu lorsqu'un défaut se produit. La distance de défaut est déterminée en utilisant le rapport entre le courant par unité de longueur et le courant du défaut actuel. Dans le schéma équivalent présenté dans la Figure II.6, représentant une ligne avec un défaut, l'équation (II.19) est obtenue. En appliquant la transformée de Laplace à cette équation, on obtient l'équation (II.20). L'expression de la distance de défaut est donnée par l'équation (II.21). Cette méthode évite l'estimation des phaseurs.

Les auteurs Li, Cheung et Xia ont développé un algorithme basé sur la transformation de Fourier, qui présente une vitesse de calcul élevée et une meilleure sélectivité. La ligne de transport est représentée par une équation différentielle de la forme présentée dans l'équation (II.22). Les valeurs instantanées du courant et de la tension sont représentées par $i(t)$ et $v(t)$, respectivement, et les résistances et inductances mesurées sont notées r et l . En utilisant le développement présenté dans la référence [19], l'expression de la distance de défaut est calculée.

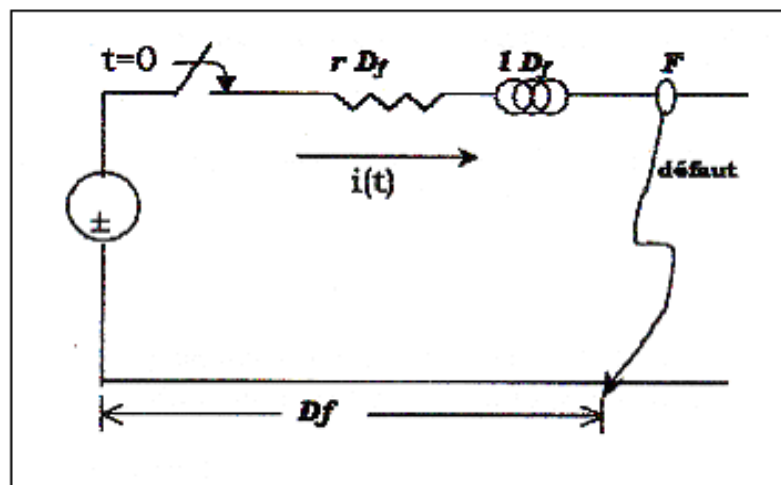


Figure II.6 Circuit équivalent pour déterminer $\tilde{i}(t)$

D_f : position du défaut à partir de l'extrémité source.

r, l : résistance et inductance linéique de la ligne.

$i(t)$: courant estimé à l'extrémité source.

Ces algorithmes basés sur les équations différentielles offrent une alternative à l'estimation des phaseurs pour la localisation des défauts. Ils permettent d'obtenir la distance de défaut en utilisant d'autres informations mesurées, telles que le courant par unité de longueur ou les valeurs instantanées du courant et de la tension. Cela peut simplifier le processus de localisation et éviter certains inconvénients associés à l'estimation des phaseurs.

Dans le schéma équivalent présenté dans la Figure II.6, qui représente une ligne avec un défaut, nous avons les éléments suivants :

À partir de ce circuit, nous pouvons écrire l'équation suivante :

$$V(t) = rD_f \tilde{i}(t) + lD_f \frac{d\tilde{i}(t)}{dt} \quad (\text{II.19})$$

En appliquant la transformation de Laplace à l'équation (II.19), nous obtenons :

$$V(s) = \tilde{I}(s) \cdot [r + sl] \cdot D_f \quad (\text{II.20})$$

L'expression de la distance de défaut est donnée par :

$$D_f = \frac{V(s)}{\tilde{I}(s) \cdot [r + sl]} \quad (\text{II.21})$$

Les auteurs Li, Cheung et Xia ont développé un algorithme basé sur la transformation de Fourier, qui offre une grande rapidité de calcul et une meilleure sélectivité. Dans cet algorithme, la ligne de transport est représentée par une équation différentielle de la forme suivante :

$$V_r(t) = R \cdot i_r(t) + L \frac{di_r(t)}{dt} \quad (\text{II.22})$$

où les variables $i(t)$ et $v(t)$ représentent les valeurs instantanées du courant et de la tension, respectivement, et les variables r et l représentent la résistance et l'inductance mesurées de la ligne.

En utilisant le développement présenté dans la référence [19], l'expression de la distance de défaut peut être calculée, L'expression de la distance est donnée par la relation suivante :

$$D = \bar{i}_{r1} \cdot S_1 - \bar{i}_{r1} \cdot C_0 \quad (\text{II.23})$$

Il est important de noter que les équations (II.21) et (II.22) donnent des expressions de la distance de défaut obtenues à partir des algorithmes basés respectivement sur la transformation de Laplace et la transformation de Fourier. Ces algorithmes offrent des approches différentes pour la localisation des défauts en utilisant les équations différentielles associées à la ligne de transport.

II.5. Méthode de Propagation des Ondes

La méthode de propagation des ondes est une approche qui utilise les informations provenant de la propagation des ondes électromagnétiques générées par une défaillance dans les lignes de transport. L'algorithme de corrélation est souvent utilisé dans cette méthode, en se basant sur les ondes incidentes ou réfléchies.

Si la tension et le courant au niveau du relais sont représentés respectivement par $V(t)$ et $i(t)$, les signaux incidents et réfléchis peuvent être décrits par les équations suivantes :

$$S_f = V(t) + Z_0 i(t). \quad \text{II.24}$$

$$S_b = V(t) - Z_0 i(t). \quad \text{(II.25)}$$

Le signal incident S_f représente l'onde de propagation le long de la ligne, de la source jusqu'au point du défaut. Le signal réfléchi S_b représente quant à lui l'onde de propagation du point du défaut vers la source.

Pour déterminer la différence de temps Δt entre l'onde incidente et l'onde réfléchie, plusieurs techniques de corrélation ont été proposées [20]. Ainsi, la distance du défaut peut être calculée comme suit :

$$D = 0,5 * V_0 * \tau \quad \text{(II. 26)}$$

Où V_0 est la vitesse de propagation de l'onde électromagnétique.

Cette approche dépend de l'identification précise de la tension et du courant enregistrés à partir de toutes les ondes atteignant le relais, ce qui rend l'identification du signal souhaité crucial pour une utilisation efficace de cette méthode. Une autre limitation de cette technique est le besoin d'un grand nombre d'échantillons. Cependant, la méthode de propagation des ondes est indépendante de la configuration du réseau et des équipements installés [20].

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un aperçu des différentes méthodes numériques utilisées pour l'estimation des phaseurs et la localisation des défauts dans les lignes de transport d'énergie.

Nous avons examiné les différents algorithmes utilisés dans la localisation des défauts, tels que les algorithmes basés sur les phaseurs, les équations différentielles et les équations de propagation des ondes. Chaque méthode présente des avantages et des inconvénients spécifiques.

Les algorithmes basés sur le calcul des phaseurs offrent une grande précision, mais ils nécessitent des données sur une période complète pour fonctionner correctement [21].

III.1. Introduction

Malgré les progrès constants dans la puissance de calcul et le développement de nombreuses approches théoriques, certaines tâches restent encore difficiles à réaliser et rencontrent des difficultés majeures. La gestion d'un grand volume de données, leur variabilité, la nécessité de traitement en temps réel et l'absence de modèles physiques clairs dans certains problèmes peuvent rendre complexe la reconnaissance, la caractérisation et la prise de décision pour les ingénieurs.

Les réseaux de neurones sont des systèmes composés de nombreuses unités de calcul fortement interconnectées, qui sont inspirés du fonctionnement des neurones biologiques, bien que de manière simplifiée. Ils sont généralement organisés en couches, comprenant une couche d'entrée pour la collecte des informations, une ou plusieurs couches cachées pour le traitement, et une couche de sortie pour la réponse. Un neurone biologique est composé d'un corps (ou soma) qui contient le noyau et qui héberge les activités cellulaires essentielles. De plus, il est généralement équipé d'un axone et de dendrites, qui sont des structures spécialisées dans la communication avec d'autres neurones.

Les réseaux de neurones artificiels utilisent des modèles mathématiques pour simuler le fonctionnement des neurones biologiques. Chaque neurone artificiel reçoit des signaux d'entrée, effectue des calculs sur ces signaux à l'aide de poids et de biais ajustables, puis génère une sortie. La combinaison des sorties des neurones dans les couches successives permet au réseau de neurones d'apprendre à résoudre des tâches complexes en ajustant les poids et les biais lors de l'apprentissage.

Les réseaux de neurones offrent une approche puissante pour résoudre des problèmes difficiles, notamment dans les domaines de la reconnaissance d'images, du traitement du langage naturel, de la prédiction de séries temporelles, de la classification de données et bien d'autres encore. Dans ce chapitre, nous explorerons les différentes applications des réseaux de neurones dans le domaine de l'électricité et des systèmes de puissance, en mettant l'accent sur leur capacité à traiter les problèmes complexes et à prendre des décisions en temps réel.

III.2. Réseaux de neurones

III.2.1. Le neurone biologique

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Il joue un rôle essentiel dans la transmission de l'information dans le système nerveux.

Les neurones sont interconnectés les uns aux autres par des liaisons appelées axones. Les axones jouent un rôle crucial dans le comportement logique global du réseau neuronal. Ils permettent la transmission des signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone.

Le fonctionnement d'un neurone repose sur la sommation des signaux électriques reçus en entrée. Les signaux électriques sont transmis via des synapses, qui sont des jonctions spécialisées permettant la communication entre les neurones. Les signaux électriques sont convertis en potentiels d'action, également appelés impulsions électriques, qui se propagent le long de l'axone du neurone. La transmission des signaux d'un neurone à un autre se fait par la libération de neurotransmetteurs au niveau des synapses.

Le neurone biologique génère une réponse électrique en fonction des signaux reçus en entrée. Cette réponse électrique peut prendre la forme d'un courant électrique qui est transmis aux neurones voisins. La capacité du neurone à transmettre des signaux électriques de manière sélective et à intégrer les informations provenant de multiples entrées est essentielle pour le fonctionnement du système nerveux.

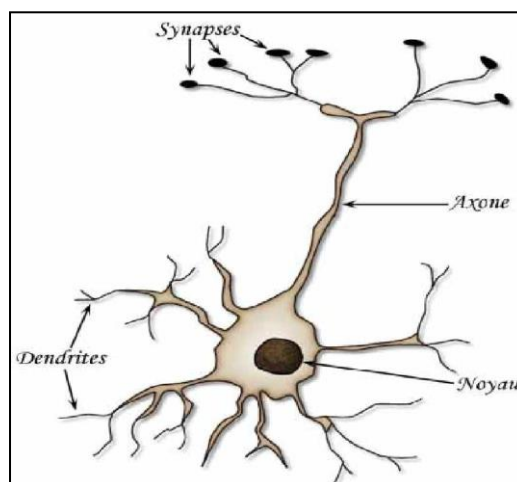


Figure. III.1 Le neurone biologique

Les réseaux de neurones artificiels sont conçus pour imiter le fonctionnement des neurones biologiques en utilisant des modèles mathématiques. Ils sont constitués de nombreuses unités de calcul interconnectées, appelées neurones artificiels, qui effectuent des calculs sur les

signaux d'entrée et génèrent des sorties en fonction de ces calculs. Ces réseaux de neurones artificiels sont capables d'apprendre à partir de données et d'ajuster les poids et les biais des neurones pour améliorer leur performance dans la résolution de problèmes complexes.

Il est important de noter que la Figure III.1 représente une illustration simplifiée du neurone biologique et ne reflète pas tous les détails complexes de son fonctionnement. Cependant, cette représentation simplifiée sert de base pour la construction des réseaux de neurones artificiels, qui sont des modèles informatiques inspirés du fonctionnement du cerveau humain.

III.2.2. Neurone formel

Il s'agit d'un corps cellulaire qui exécute une somme pondérée des entrées qui lui parviennent. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé. Dans le cas contraire le neurone est dit désactivé ou au niveau bas.

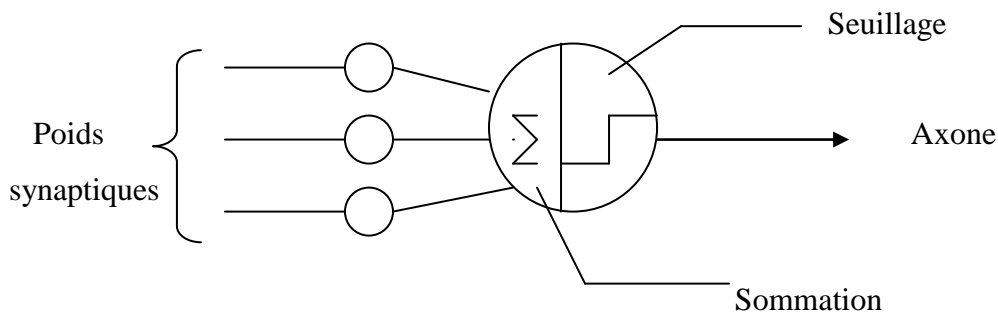


Figure III.2 : Neurone formel

III.2.3. Élément linéaire adaptatif (Adaline)

L'élément linéaire adaptatif est le composant fondamental de l'architecture d'un réseau de neurones, comme illustré dans la figure (III.2). Il porte ce nom car il permet une adaptation de ses poids synaptiques en fonction d'un comportement spécifique.

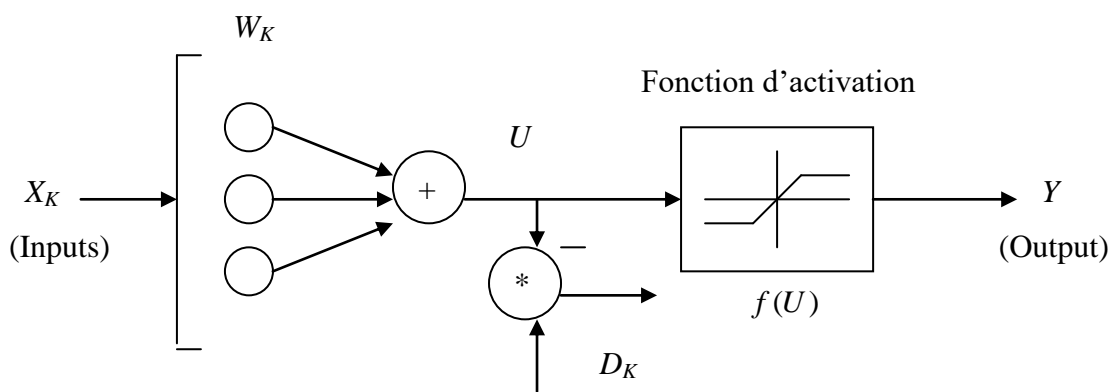


Figure III.3 : Élément linéaire adaptatif

Cet élément reçoit à l'instant K un vecteur X_k est une réponse désiré D_k dont on verra le rôle dans le paragraphe de l'apprentissage, les composantes du vecteur d'entrée X_k sont pondérées à l'aide d'un vecteur poids W_k .

Après avoir calculer la somme pondérée par la relation :

$$U = W_k X \quad (\text{III.1})$$

On applique à celle-ci une fonction dite d'activation ou de transfert avec

$$Y = f(U) \quad (\text{III.2})$$

Le vecteur d'entrée X_k peut contenir des composantes à valeurs continues ou binaires. Dans tous les cas, la fonction d'activation $f(U)$ doit être saturable, pour éviter des valeurs en sortie trop élevées qui peuvent déstabiliser le réseau. Elle est représentée par la relation suivante :

$$f(U) = \frac{1}{(1 + \exp(-kU))} \quad (\text{III.3})$$

Une remarque importante à souligner concernant la fonction d'activation est son caractère non linéaire. Cette propriété non linéaire offre au réseau la possibilité de simuler des fonctions complexes et non linéaires [27]. Cette fonction peut être représentée sous la forme d'un échelon à moyenne nulle :

$$f(U) = \begin{cases} +1 & \text{si } U \geq 0 \\ -1 & \text{si } U < 0 \end{cases} \quad (\text{III.4})$$

III.2.4. Types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage des réseaux de neurones vise à améliorer les performances futures du réseau en se basant sur les connaissances acquises à partir des expériences passées. Les informations à traiter sont représentées sous la forme d'un vecteur appelé "patron d'entrée", et la réponse du réseau est interprétée à partir des valeurs d'activation de ses sorties, qui forment le "patron de sortie". Le mécanisme d'apprentissage varie en fonction de la tâche pour laquelle le réseau est utilisé. On distingue trois types d'apprentissage :

III.2.4.1. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé se déroule en présence d'un superviseur qui guide le comportement du réseau en lui fournissant des exemples d'entrées et de sorties attendues. Il consiste à comparer le résultat obtenu par le réseau avec le résultat désiré, puis à ajuster les poids des connexions afin de minimiser la différence entre les deux.

III.2.4.2. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé ne nécessite que les entrées, sans l'intervention d'un superviseur, et permet au réseau d'évaluer lui-même les modèles présents dans les données et de trouver des structures ou des regroupements pertinents.

III.2.4.3. Apprentissage par renforcement

Dans l'apprentissage par renforcement, le réseau ajuste ses poids en fonction d'un critère de performance, en utilisant un signal de renforcement qui lui indique la qualité de ses actions ou décisions.

III.2.5. Problèmes d'apprentissage

L'apprentissage des réseaux de neurones peut rencontrer certains problèmes, tels que :

- Insuffisance de la règle d'apprentissage utilisée.
- Mauvais choix des paramètres, tels que le nombre de neurones cachés.
- Surapprentissage, c'est-à-dire lorsque le réseau s'adapte trop précisément aux exemples d'apprentissage spécifiques et ne généralise pas bien sur de nouvelles données.
- Mauvais échantillonnage des données, ce qui peut conduire à des biais ou à une représentation incomplète du problème étudié.

III.2.6. Algorithme d'apprentissage

L'algorithme de rétropropagation de l'erreur (backpropagation) est largement utilisé pour l'apprentissage supervisé des réseaux de neurones multicouches. Il a été proposé en 1980 par Rumelhart, Hinton et Williams. Ce nom a été donné à la méthode en raison de la propagation rétrograde de l'erreur à travers les différentes couches du réseau [27].

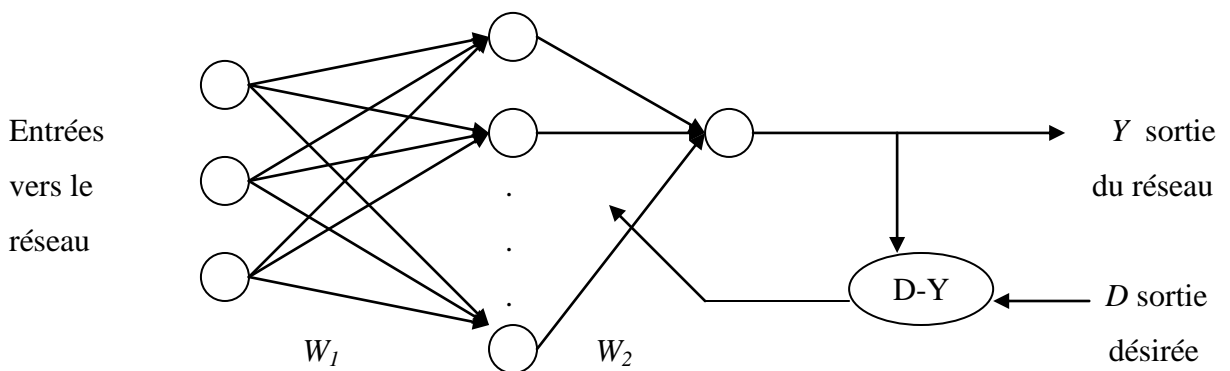


Figure III.4 Principe de l'entraînement du réseau de neurone par rétro-propagation

Toute la difficulté pour effectuer une descente du gradient dans un réseau multicouche résidait dans le calcul de la dérivée de l'erreur quadratique par rapport à un poids spécifique.

Cependant, l'utilisation de neurones avec une fonction d'activation dérivable a permis de résoudre ce problème.

Actuellement, la rétropropagation est généralement utilisée en combinaison avec le momentum. Rumelhart a proposé une solution au problème d'oscillation en utilisant les changements précédents des poids pour l'adaptation des poids actuels. L'équation d'adaptation est alors formulée comme suit :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \Delta W_{ij}(t) + \alpha \Delta W_{ij}(t-1) \quad (\text{III.5})$$

Le terme ajouté, appelé "momentum", est utilisé pour pondérer l'effet de ce terme. Sa valeur est généralement située entre 0.8 et 0.9. Ainsi, le réseau de neurones génère son propre modèle de sortie, qu'il compare ensuite au modèle de sortie désiré [29].

III.2.6.1 L'algorithme de Rétro propagation

L'algorithme de Backpropagation se résume par les étapes suivantes :

1-Appliquer le vecteur d'entrée à la couche d'entrée.

2-Calculer les entrées totales de chaque neurone de la couche cachée :

Pour chaque neurone de la couche cachée, calculer la somme pondérée des entrées en utilisant les poids synaptiques associés à chaque connexion et ajouter le biais correspondant.

$$net_{pj}^h = \sum_{i=1}^N W_{ji}^h X_{pi} + \theta_j^h$$

W_{ji}^h : représente le poids synaptique du $j^{ème}$ neurone de la provenance du $i^{ème}$ neurones de la couche précédente.

θ_j^h : appelée Bias (très sensible dans l'entraînement et adapté tout comme les poids synaptique)

3-Calculer les sorties de la couche cachée :

Appliquer la fonction d'activation appropriée à la somme pondérée de chaque neurone de la couche cachée pour obtenir sa sortie.

$$i_{pj} = f_j^h(net_{pj}^h)$$

Avec f_j^h : fonction d'activation de la couche cachée.

4-Calculer les entrées totales des neurones de la couche de sortie :

Pour chaque neurone de la couche de sortie, calculer la somme pondérée des entrées en utilisant les poids synaptiques associés à chaque connexion et ajouter le biais correspondant.

$$net_{pk}^o = \sum_{j=1}^L W_{kj}^o i_{pj} + \theta_k^o$$

5-calculer les sorties réelles du réseau :

Appliquer la fonction d'activation appropriée à la somme pondérée de chaque neurone de la couche de sortie pour obtenir sa sortie réelle.

$$O_{pk} = f_j^o(net_{pk}^o)$$

Avec f_j^o : fonction d'activation de la couche de sortie.

6-Calculer les termes d'erreur commise sur le même unité de sortie :

Comparer les sorties réelles du réseau avec les sorties désirées pour calculer les termes d'erreur correspondants.

$$\delta_{pk} = (Y_{pk} - O_{pk}) f_h'(net_{pk}^o)$$

7-Calculer les nouveaux poids de la couche de sortie :

Utiliser les termes d'erreur calculés pour ajuster les poids synaptiques de la couche de sortie en utilisant une règle de mise à jour des poids appropriée, généralement basée sur la descente du gradient.

$$W_{kj}^o(n+1) = W_{kj}^o(n) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj}$$

8-adaptation des poids de la couche cachée :

Propager les termes d'erreur de la couche de sortie vers la couche cachée en utilisant les poids synaptiques associés à chaque connexion.

Utiliser les termes d'erreur propagés pour ajuster les poids synaptiques de la couche cachée en utilisant une règle de mise à jour des poids appropriée.

$$W_{kj}^h(n+1) = W_{kj}^h(n) + \eta \delta_{pk}^o i_{pj} x_{pj}$$

9-Calculer l'erreur totale : Calculer la somme des erreurs au niveau de chaque unité de sortie pour obtenir l'erreur totale du réseau.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \delta_{pk}^2$$

III.3. Formulation du problème

La technique des réseaux de neurones présente des caractéristiques particulières qui la distinguent des autres méthodes classiques, mais elle ne peut pas résoudre à elle seule toutes les difficultés rencontrées. Son principe, qui consiste à reconstruire une relation entre les entrées et les sorties à partir d'un ensemble de fonctions quelconques et de poids associés, lui permet cependant de traiter efficacement les problèmes non linéaires.

Dans le contexte de la localisation des défauts dans un réseau électrique à l'aide de réseaux de neurones artificiels, différents paramètres peuvent être utilisés pour décrire l'état d'un réseau, tels que :

- Les tensions aux jeux de barre.
- Les courants de lignes.
- La topologie du réseau.
- Le déphasage entre les courants et les tensions [24].

Dans notre étude, nous utilisons uniquement les composantes symétriques des phaseurs tensions et courants aux deux extrémités de la ligne haute tension [30] en tant qu'entrée pour notre réseau de neurones. En retour, le réseau nous fournit la distance du défaut par rapport à la première extrémité.

Le réseau de neurones artificiels utilisé dans cette étude est composé de trois couches :

- Une couche d'entrée liée aux phaseurs tensions et courants.
- Une couche cachée comprenant le nombre de neurones nécessaires pour répondre aux critères de construction incrémentable.
- Un neurone dans la couche de sortie qui représente la distance du défaut.

Ainsi, en utilisant les données de description du système en entrée, notre réseau de neurones est capable de fournir une estimation précise de la distance du défaut par rapport à la première extrémité du réseau.

III.4. Génération de l'ensemble d'apprentissage

La conception efficace d'un réseau de neurones nécessite une base de données réaliste qui reflète fidèlement les comportements du réseau électrique.

Dans notre approche, toutes les expérimentations sont réalisées en respectant les conditions suivantes :

- Les poids synaptiques initiaux sont attribués de manière aléatoire.
- Les entrées et les sorties sont regroupées dans une matrice prototype.
- Les échantillons sont présentés au réseau de manière séquentielle.

Trois types de défauts ont été simulés dans notre étude :

- Défaut triphasé.

- Défaut biphasé.
- Défaut monophasé.

Ces défauts ont été simulés avec des pourcentages variant de 50% à 150% de la valeur nominale de la charge. Nous avons sélectionné 15 niveaux de charge différents, et pour chaque niveau, nous avons considéré 5 distances de défaut : 10, 30, 64, 80 et 90 km.

L'ensemble d'apprentissage que nous avons construit est représenté par une matrice de 166 lignes et 24 colonnes, où chaque ligne correspond à un échantillon d'entrée et de sortie. Dans ce type de réseau, l'apprentissage est automatique grâce à l'utilisation de l'algorithme de rétropropagation, qui ajuste les poids des connexions entre les différentes couches en fonction des erreurs commises.

Grâce à cet ensemble d'apprentissage réaliste et à l'algorithme de rétropropagation, notre réseau de neurones est en mesure d'améliorer ses performances au fur et à mesure de l'apprentissage, et de fournir des prédictions précises pour la localisation des défauts dans le réseau électrique.

III.5 Conception du réseau de neurones

Ayant fixé le choix du modèle, nous optons pour le choix des valeurs efficaces des six tensions et courants comme vecteurs d'entrée, représentant les différents états du réseau électrique lors d'un défaut. La sortie du réseau est formée d'un neurone correspondant à la distance d .

L'un des problèmes rencontrés, lors de cette approche, a été le choix du nombre de neurones dans la couche cachée. Le critère utilisé pour remédier à ce problème est : le critère de « La Construction Incrementale », basé sur le calcul des indicateurs de performance \mathcal{E} (Erreur quadratique moyenne) et ρ (Coefficient de corrélation) suivant les équations III.5 et III.6 énoncées ci-dessous :

$$\mathcal{E} = \sqrt{\frac{1}{E} \sum_{i=1}^E (d_i - o_i)^2} \quad (\text{III.6})$$

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^E (d_i - \bar{d})(o_i - \bar{o})}{\sqrt{\sum_{i=1}^E (d_i - \bar{d})^2 \sum_{i=1}^E (o_i - \bar{o})^2}} \quad (\text{III.7})$$

Avec O_i : Sortie fournie par le pattern i .

d_i : Sortie désirée.

E : Effectif de l'ensemble d'apprentissage ou de test, selon qu'on évalue la performance de mémorisation ou de généralisation du réseau de neurones.

\bar{d} : Moyenne des d_i .

O_i : Moyenne des O_i .

Nous limitons le critère d'arrêt selon le nombre de cycles d'apprentissage (200000), et l'erreur (10^{-7}). Pour cela trois tentatives de formations sont effectuées. La performance du réseau de neurones à chaque étape est calculée par la moyenne des coefficients de corrélations et des erreurs quadratiques relevés lors des trois essais.

Nous allons créer un programme dans l'environnement MATLAB en utilisant la boîte à outils Deep Learning. Voici une description générale des étapes impliquées :

1. Préparation des données : Les données d'entrée sont préparées en utilisant la fonction '*rand*' pour générer des valeurs aléatoires entre 0 et 1, puis en multipliant ces valeurs par 10 pour obtenir des entrées dans une plage appropriée. Les sorties désirées sont calculées en prenant le carré des valeurs d'entrée.
2. Configuration du réseau neuronal : Le réseau neuronal est configuré en utilisant la fonction '*feedforwardnet*' de la boîte à outils Deep Learning, qui permet de spécifier l'architecture du réseau, telle que le nombre de couches et de neurones par couche.
3. Configuration de l'entraînement : Les paramètres d'entraînement du réseau neuronal sont définis en utilisant les propriétés de l'objet réseau.
4. Entraînement du réseau : Le réseau neuronal est entraîné en utilisant la fonction '*train*' de la boîte à outils Deep Learning, qui prend en entrée les données d'entrée et les sorties désirées.
5. Test du modèle : Le modèle entraîné est utilisé pour effectuer des prédictions en utilisant la fonction '*net*' suivie de la valeur d'entrée à tester.
6. Évaluation des performances : Les performances du modèle sont évaluées en utilisant les métriques de performance appropriées.
7. Affichage des résultats : Les résultats des prédictions et des métriques de performance sont affichés à l'écran.

Ces étapes constituent les fondements de l'utilisation d'un réseau neuronal pour des tâches de prédiction en utilisant la boîte à outils Deep Learning de MATLAB. Le programme peut être adapté et étendu en fonction des besoins spécifiques de l'application. Dans cet exemple, les données d'entrée sont générées de manière aléatoire et les sorties désirées sont calculées en

prenant le carré des valeurs d'entrée. Cela pourrait être utilisé, par exemple, pour prédire le carré d'un ensemble de nombres donnés en entrée.

Tableau III.1 Résultats de l'évaluation de la performance du réseau de neurones

N° de données	hidden_neurons	epochs	performance	MAE	MSE	RMSE
10	10	200000	1e-5	6.9817	194.3862	13.9422
10	10	200000	1e-7	2.7742	38.8329	6.2316
10	100	200000	1e-7	13.3203	713.8897	26.7187
10	5	200000	1e-7	1.1886	3.3880	1.8406
10	3	200000	1e-7	0.0908	0.0531	0.2305
10	1	200000	1e-7	0.3808	0.4385	0.6622
25	3	200000	1e-7	0.05412	0.0043	0.0656
25	5	200000	1e-7	0.0037	0.00002	0.0046
100	5	200000	1e-7	0.00004	2.4045e-9	0.000049

Le tableau III.1 a été créé pour évaluer les performances du réseau neuronal dans différents scénarios expérimentaux. Plusieurs variables ont été utilisées lors de l'expérience, telles que le nombre de données (N° de données), le nombre de neurones cachés (hidden_neurons), le nombre d'époques d'entraînement (epochs), la valeur de performance souhaitée (performance), ainsi que trois mesures d'erreur: MAE, MSE et RMSE.

Les résultats pour chaque scénario expérimental ont été enregistrés et présentés dans le tableau IV.2. Ces résultats peuvent être utilisés pour déterminer les meilleures configurations du réseau neuronal et évaluer les performances du modèle dans chaque cas. La performance est évaluée en fonction des valeurs enregistrées pour la moyenne d'erreur absolue (MAE), la moyenne d'erreur quadratique (MSE) et la racine carrée de la moyenne d'erreur quadratique (RMSE).

À partir du tableau, on peut observer les variations des performances du réseau neuronal en fonction des différentes configurations, telles que le nombre de données, le nombre de neurones cachés et le nombre d'époques d'entraînement. Ces informations peuvent être utilisées pour améliorer les performances du réseau neuronal et déterminer les configurations optimales pour les futures applications.

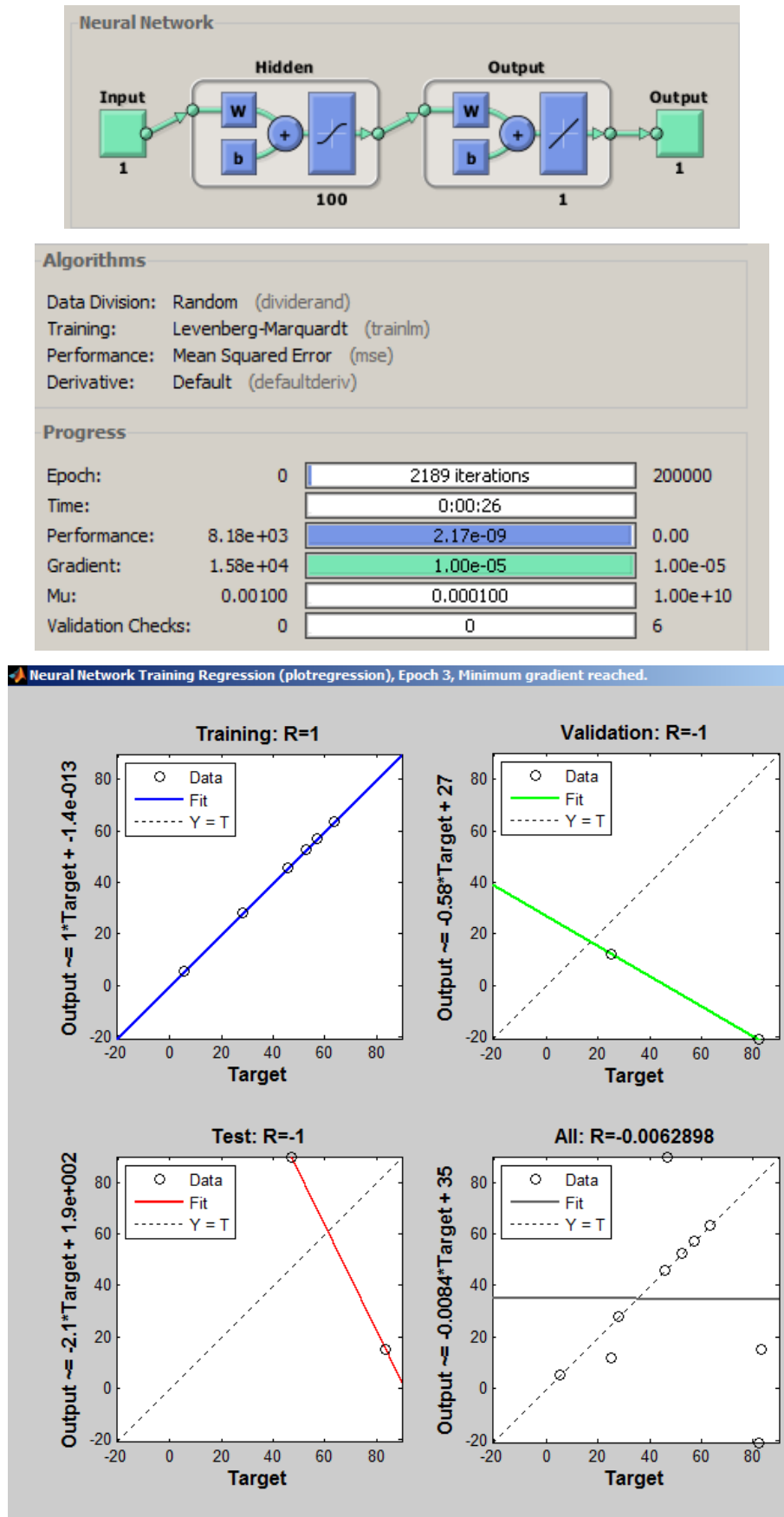


Figure III.5 : Évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) en fonction du nombre d'époques pour une configuration de réseau avec 10 neurones cachés et 100 neurones d'entrée.

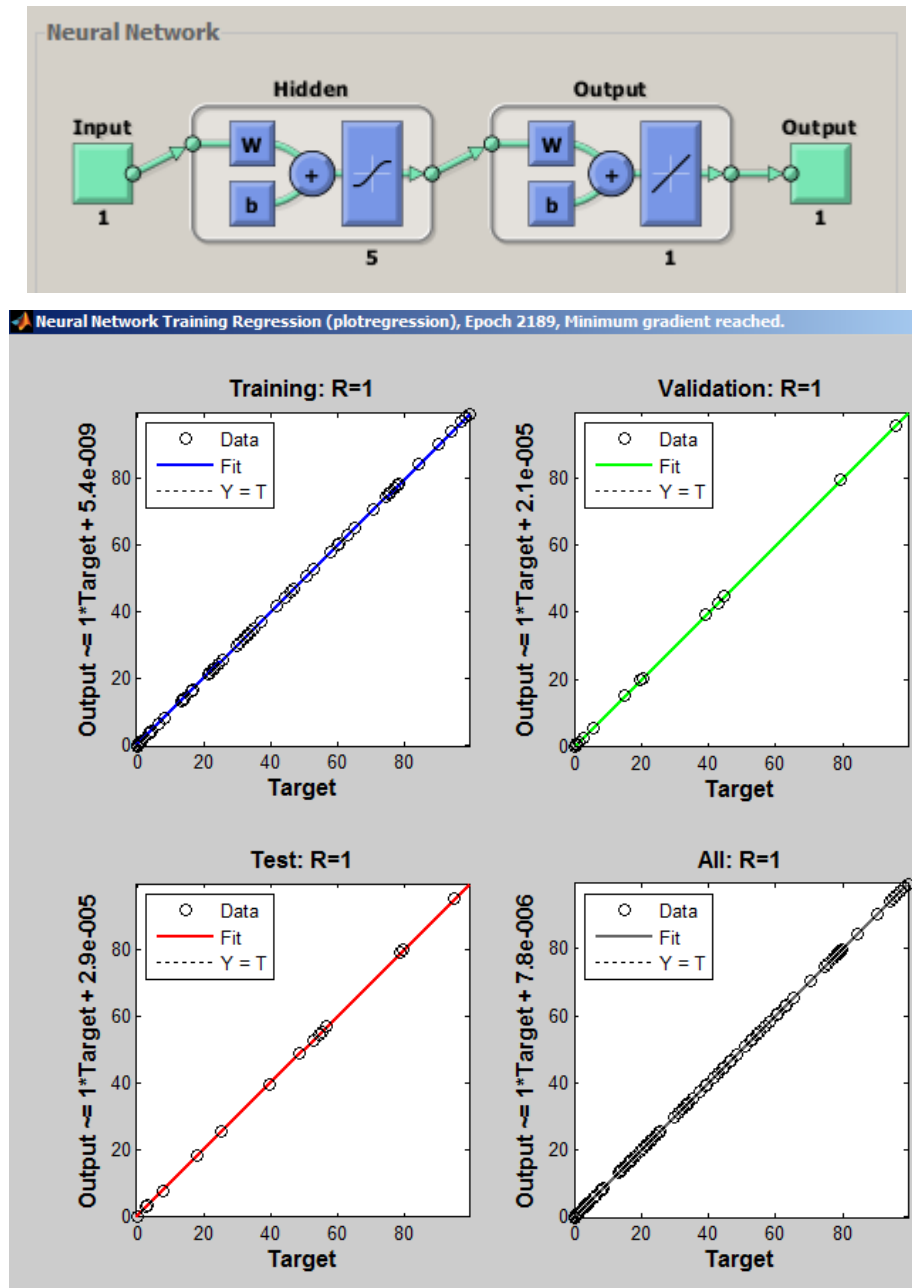


Figure III.6. Évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) en fonction du nombre d'époques pour une configuration de réseau avec 100 neurones cachés et 5 neurones d'entrée. Les figures III.5 et III.6. permettent de visualiser l'évolution de l'erreur quadratique moyenne pendant l'entraînement du réseau neuronal et d'évaluer la performance du réseau pour différentes configurations de neurones cachés et d'entrée.

III.6. Phase de Test : Simulation et analyse des défauts de ligne dans le système électrique

Le modèle de défaut de ligne proposé dans cette étude permet de simuler les variations de tension telles que l'affaissement et l'élévation de tension causées par différents types de défauts de ligne. Ces défauts incluent les défauts de ligne simple à la terre, double à la terre, ligne à ligne, défaut triphasé et multistage. Le modèle est implémenté dans l'environnement MATLAB, offrant ainsi une interface conviviale et une flexibilité pour la simulation et l'analyse des résultats. L'utilisation de ce modèle dans le cadre de notre recherche permettra d'étudier les effets des défauts de ligne sur le système électrique et d'évaluer leur impact sur la qualité de l'alimentation électrique.

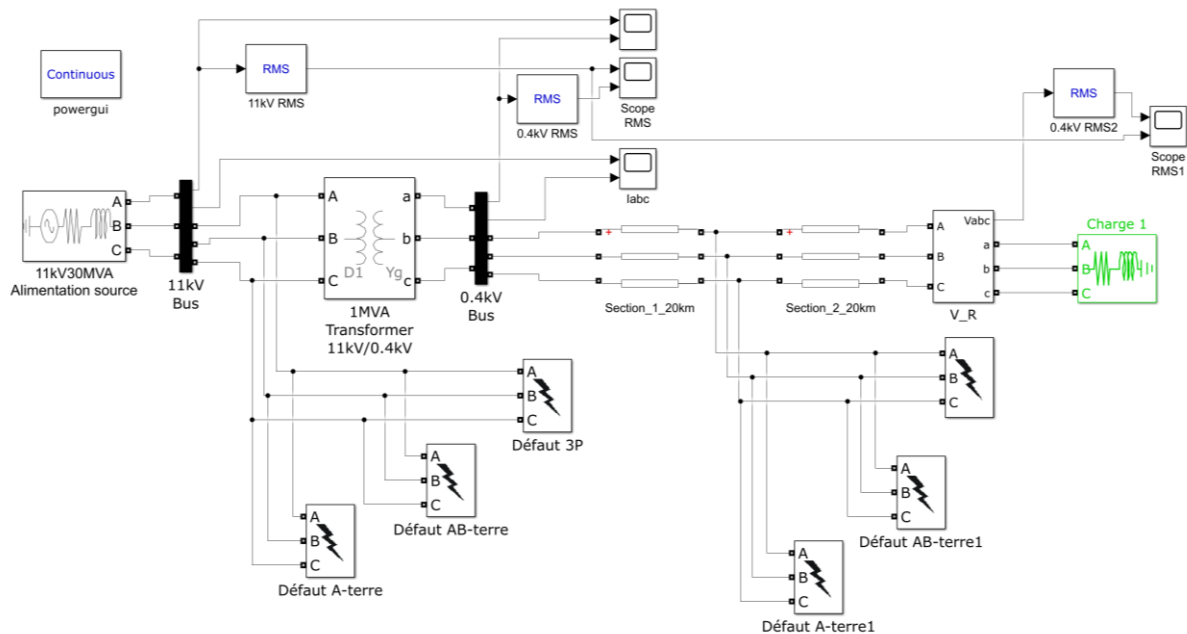


Figure III.7. Modèle de défaut de ligne

- Collecte des données pour la classification des défauts

Les données sont collectées à partir du modèle de défaut de ligne. Ces données sont utilisées pour entraîner des réseaux neuronaux afin de classifier le type de défaut. En utilisant l'environnement MATLAB et la bibliothèque Deep Learning Toolbox, il est possible d'effectuer l'entraînement des réseaux neuronaux pour classifier les types de défauts. La structure du réseau neuronal est définie et configurée en fonction des données collectées et des objectifs souhaités. Les données sont divisées en ensembles d'apprentissage, de test et de validation pour évaluer les performances du réseau neuronal dans la classification des défauts. En utilisant les données collectées et l'entraînement des réseaux neuronaux, nous espérons développer des modèles capables de déterminer avec précision le type de défaut sur la ligne

électrique. Ces modèles contribueront à améliorer la détection et le diagnostic des défauts, nous permettant de prendre les mesures nécessaires pour réparer le défaut et assurer la sécurité et la durabilité du réseau électrique. Ce processus sera effectué dans l'environnement MATLAB en utilisant les données collectées et la bibliothèque Deep Learning Toolbox.

Tableau III.2. Données d'entrée et types de défauts pour différentes charges

Inputs (RMS)							Output (type des défauts)	
Vsa (v)	Vsb (v)	Vsc (v)	Vcha (v)	Vchb (v)	Vchc (v)	Charge		
6531	6531	6531	400	400	400	1	Sans défauts	0
1468	1466	1466	92.5	92.5	92.5	1	3P-1	1
1466	1466	6531	78	280	214	1	AB-terre-1	2
1480	6531	6531	327	383.5	166.4	1	A-terre-1	3
6531	6531	6531	0	346	346	1	3P-2	4
6531	6531	6531	67	280	346	1	AB-terre-2	5
6531	6531	6531	280	400	338	1	A-terre-2	6
6531	6531	6531	400	400	400	2	Sans défauts	0
6531	6531	6531	93	93	93	2	3P-1	1
6531	6531	6531	214.5	280	79	2	AB-terre-1	2
6531	6531	6531	327	383	167	2	A-terre-1	3
6531	6531	6531	0	347	347	2	3P-2	4
6531	6531	6531	565	448	449	2	AB-terre-2	5
6531	6531	6531	301	400	334	2	A-terre-2	6

Charge 1 : 500 KW+50 VAR

Charge 1 : 25 KW-200 KVAR

Le tableau III.2 présente les données d'entrée (tension) et les types de défauts simulés pour différentes charges. Les données sont accompagnées de paramètres électriques spécifiques pour chaque charge, tels que la puissance électrique et la compensation électrique associée. Les types de défauts simulés varient entre un défaut monophasé à la terre, un défaut biphasé à la terre, un défaut entre lignes, un défaut triphasé. Ces données peuvent être utilisées pour entraîner des réseaux de neurones artificiels afin de classifier et d'analyser les types de défauts.

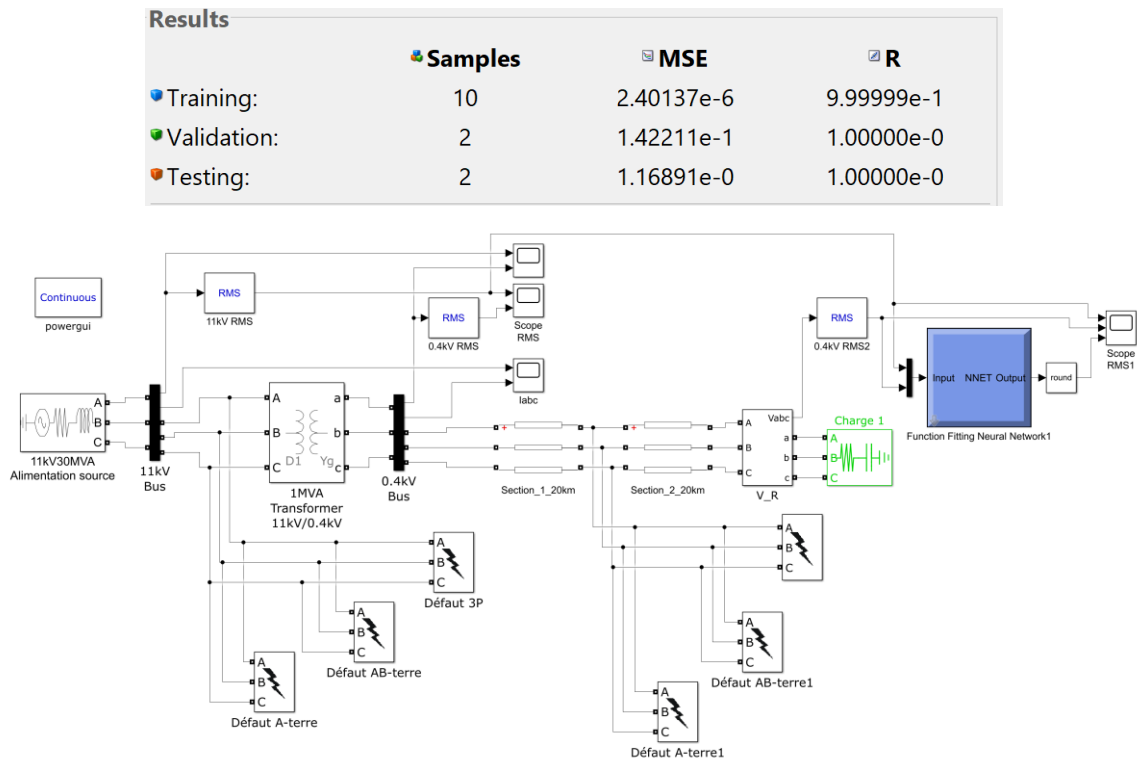


Figure III.8. Modèle de défaut de ligne avec ANN

La Figure III.8 représente le modèle de défaut de ligne avec l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels (ANN). Ce modèle combine les caractéristiques du réseau électrique avec les capacités de l'ANN pour détecter et classifier différents types de défauts de ligne. Il montre comment les données d'entrée, telles que les tensions, sont utilisées par l'ANN pour prédire et identifier les défauts, tels que les défauts monophasés à la terre, les défauts biphasés à la terre, les défauts entre lignes, les défauts triphasés et les défauts multistades. Cette approche basée sur l'ANN permet une détection et une classification précises des défauts de ligne, contribuant ainsi à la fiabilité et à la sécurité du réseau électrique.

La figure III.9. illustre l'évolution temporelle des tensions d'entrée et des indicateurs de types des défaut, d'après figure III.9., il semble que, Il semble que l'inexactitude de l'application lors de la phase de test soit due à la petite taille des échantillons sur lesquels les réseaux neuronaux ont été entraînés.

Pour résoudre ce problème et améliorer la précision de l'application, il est recommandé d'augmenter la taille des échantillons sur lesquels les réseaux neuronaux sont entraînés. Cela peut être fait en collectant davantage de données ou en utilisant des techniques de traitement des données telles que la génération de données synthétiques.

En augmentant la taille des échantillons, le réseau neuronal sera capable d'apprendre à partir d'un ensemble plus large d'exemples et améliorera sa capacité à traiter avec précision de nouvelles données et à les classifier.

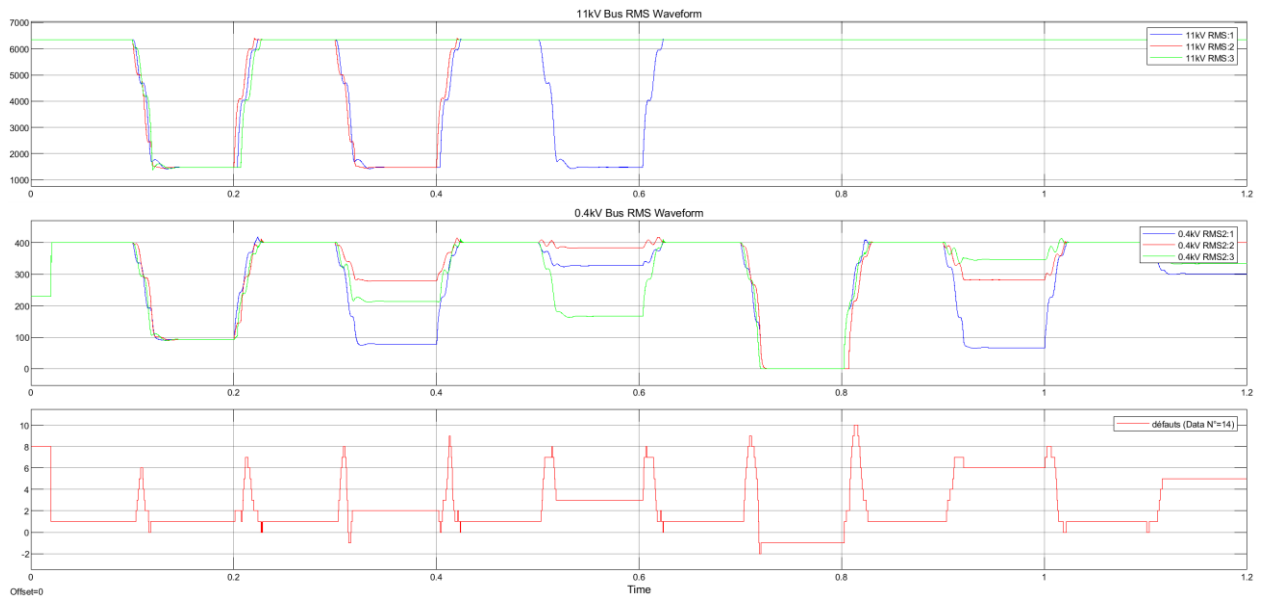


Figure III.9. Évolution temporelle des tensions d'entrée et des indicateurs de types des défaut

Pour remédier à ce problème, nous avons augmenté la taille de l'échantillon à 6000 exemples afin d'obtenir un meilleur entraînement pour le réseau neuronal et une classification plus précise des types d'erreurs. Les résultats obtenus dans la Figure III.10 ont confirmé cette amélioration, montrant une détection précise et instantanée des types d'erreurs.

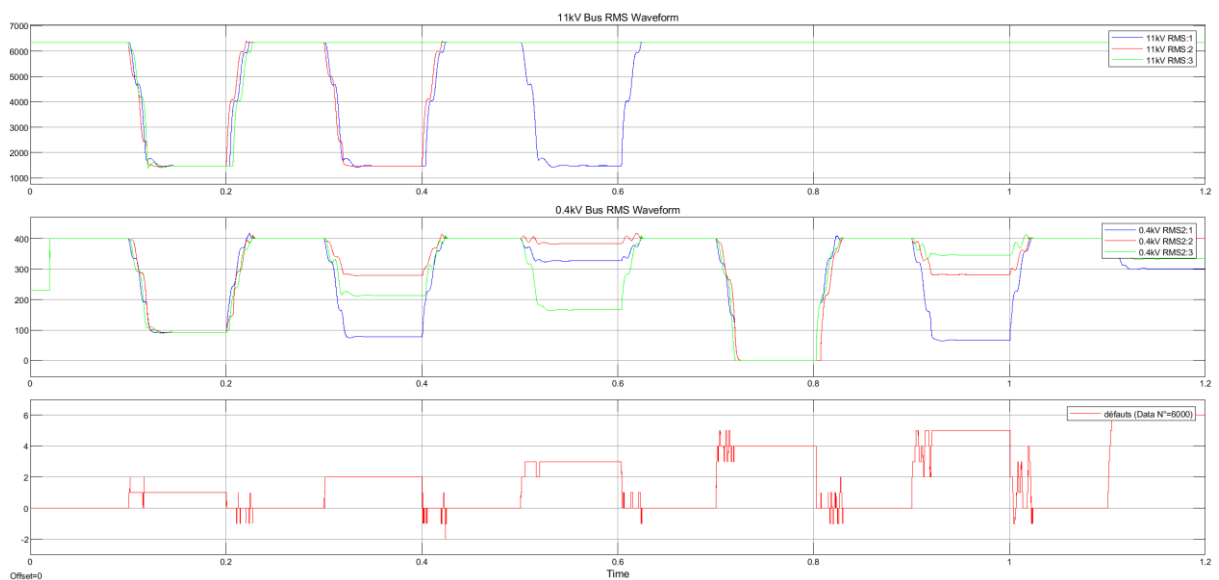
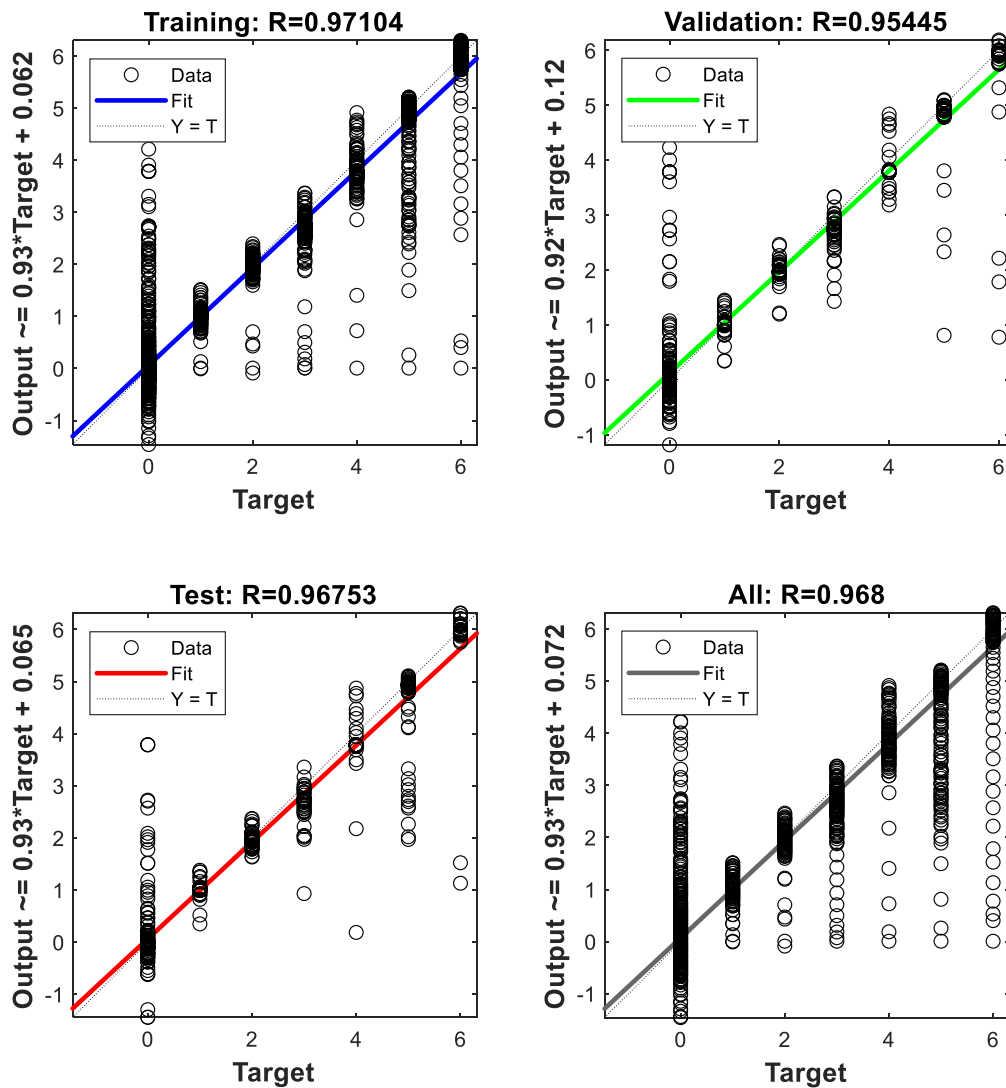


Figure III.10. Évolution temporelle des tensions d'entrée et des indicateurs de types des défaut pour 6000 échantillon



Results			
	Samples	MSE	R
Training:	4200	2.61810e-1	9.71037e-1
Validation:	900	4.02913e-1	9.54451e-1
Testing:	900	2.89660e-1	9.67529e-1

Figure III.11. Évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) en fonction du nombre d'époques pour une configuration de réseau avec 30 neurones cachés et 75% ,15 %, 15 %

La Figure III.11 montre l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (MSE) en fonction du nombre d'époques pour une configuration de réseau avec 30 neurones cachés et une répartition des données d'entraînement, de validation et de test de 75 %, 15 % et 15 % respectivement.

III.7. Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels offrent de nombreux avantages tels que la robustesse, la rapidité et la capacité de généralisation, ce qui les rend largement utilisés dans divers domaines d'application.

Dans ce chapitre, nous avons démontré l'utilisation des réseaux de neurones artificiels à couches avec l'algorithme de rétropropagation pour la classification des défauts de courts-circuits dans les réseaux électriques. La conception de ce réseau de neurones a nécessité une base de données comprenant des entrées représentant les différentes valeurs de tensions, ainsi qu'une seule sortie correspondant à le type du défaut. L'apprentissage a été réalisé en utilisant des exemples simulés pour différents niveaux de charges, types et distances de défauts.

La capacité de généralisation du réseau de neurones conçu dépend du nombre d'exemples sur lesquels l'apprentissage a été effectué. Pour améliorer cette capacité, il est possible d'élargir la base de données en incluant un plus grand nombre de configurations possibles (ce qui réduira l'erreur commise par le réseau de neurones).

En conclusion, les résultats obtenus montrent que les réseaux de neurones artificiels sont efficaces pour la classification et localisation des défauts de courts-circuits dans les réseaux électriques. Ils offrent la possibilité de traiter rapidement et de manière robuste des données complexes, et leur capacité de généralisation peut être améliorée en augmentant la diversité des exemples d'apprentissage.

Conclusion Générale

Dans cette étude, nous avons démontré l'intérêt d'utiliser les réseaux de neurones artificiels pour la classification et localisation des défauts de courts-circuits dans les réseaux électriques. Les réseaux de neurones artificiels offrent une rapidité d'exécution et une précision de réponse qui sont très bénéfiques pour les opérateurs dans les centres de répartition, leur permettant de réagir rapidement en fonction des problèmes rencontrés.

Nous avons réalisé une revue de différentes méthodes de classification et localisation des défauts afin de développer un outil de calcul fiable basé sur l'approche des phaseurs. Les phaseurs ont été déterminés à l'aide de la méthode des moindres carrés. Ensuite, nous avons généré un ensemble de données pour le réseau de neurones en prenant en compte différents points de fonctionnement et plusieurs types de défauts dans le réseau électrique.

L'application du réseau de neurones avec l'algorithme de rétropropagation pour l'apprentissage n'a pas pleinement satisfait sa capacité de généralisation. Les résultats obtenus montrent que les distances estimées par l'association des réseaux de neurones sont presque identiques aux valeurs réelles, mais des exceptions ont été observées lors de la phase de généralisation pour les distances qui n'ont pas été incluses dans la phase d'apprentissage.

Pour améliorer les performances du réseau de neurones proposé, plusieurs pistes peuvent être envisagées. Tout d'abord, l'augmentation de la taille de l'ensemble d'apprentissage peut être bénéfique. Ensuite, il est recommandé de spécialiser les réseaux de neurones pour chaque type et distance de défaut. Une architecture en parallèle peut également être développée pour alimenter un autre réseau de neurones à apprentissage non supervisé, tel que le réseau de Kohonen, afin d'améliorer les performances de discrimination du réseau de neurones généralisé.

Ce travail peut être suivi d'une étude d'identification des défauts de courts-circuits et de l'implémentation des techniques proposées dans un relais numérique pour une application en temps réel.

Introduction Générale.....	2
CHAPITRE I :Généralité sur les défauts et leurs protections	
I.1 Introduction.....	4
I.2 L'analyse des défauts de système d'énergie électrique.....	5
I.2.1 Notion.....	5
I.2.2. Considérations de sécurité et de fiabilité.....	5
I.2.3. Conception, exploitation et protection des systèmes d'énergie électrique	5
I.2.3. Structure et composants des systèmes d'alimentation, de transmission et de distribution...6	
I.3 Caractéristiques des défauts de système d'énergie.....	8
I.3.1 Nature des défauts.....	8
I.3.1.1 Les Surtensions.....	8
I.3.1.2 Les surcharges.....	8
I.3.1.3 Les court-circuit.....	8
I.3.2 Les différents types de court-circuit.....	8
I.3.2.1 Les defaults Permanents.....	9
I.3.2.2 Les défauts fugitifs.....	9
I.3.2.3 Les défauts intermittents.....	9
I.3.2.4 Les défauts semi-permanents.....	9
I.3.2.5 Les défauts auto extincteurs.....	9
I.4 Les causes et origines des défauts.....	9
I.5 Les conséquences des court-circuit.....	10
I.6 Protection de système d'énergie électrique.....	10
I.6.1 Définition.....	10
I.6.2. Importance de la protection.....	10
I.6.3. Composants de base de la protection.....	11
I.7 Types de Protection.....	11
I.7.1 Protection par Fonction.....	11
I.7.1.1 Protection Longitudinale.....	11
I.7.1.2 Protection à Maximum de Courant.....	12
I.7.1.3 Protection à Impédance Minimale.....	12
I.7.2 Protection par Technologie.....	12
I.7.2.1 Protection Electromécanique.....	12
I.7.2.2 Protection Electronique (Statique).....	12

I.7.2.3 Protection Numérique.....	12
I.7.3 Classification par éléments constituant un réseau.....	13
I.7.3.1 Protection des jeux de barres.....	13
I.7.3.2 Protection des transformateurs.....	13
I.7.3.3 Protection des machines.....	13
I.7.3.4 Protection des lignes et des câbles.....	14
I.7 conclusion.....	14

CHAPITRE II : Les Méthodes de Localisation des Défauts

II.1 Introduction.....	15
II.2 Méthodes de Localisation des Défauts	15
II.2.1. Approche basée sur le calcul de l'impédance apparente de la ligne	16
II.2.2. Approche basée sur les transformations de Laplace et de Fourier	16
II.2.3. Approche basée sur la propagation des ondes	16
II.3 Méthode des Phaseurs.....	16
II.3.1 Algorithmes de Localisation basés sur les données d'une extrémité.....	17
II.3.2 Algorithmes de localisation basés sur les données aux deux Extrémités.....	20
II.4 Méthode des Equations Différentielles.....	24
II.5 Méthode de Propagation des Ondes.....	26
II.6 Conclusion.....	27

CHAPITRE III : Réseaux de Neurones et Leurs Applications

III.1 Introduction.....	28
III.2 Réseaux de neurones	29
III.2.1 Le neurone biologique.....	29
III.2.2 Neurone formel	30
III.2.3 Elément linéaire adaptatif (Adaline)	30
III 2.4 Types d'apprentissage des réseaux de neurones	31
III.2.4.1 Apprentissage supervisé	31
III.2.4.2 Apprentissage non-supervisé	32
III.2.4.3 Apprentissage par renforcement	32
III.2.5 Problèmes d'apprentissage	32
III 2.6 Algorithme d'apprentissage	32
III.2.6.1 L'algorithme de Rétro propagation.....	32
III. 3 Formulation du problème	34

III.4 Génération de l'ensemble d'apprentissage.....	35
III.5 Conception du réseau de neurones	36
III.6 Phase de Test	41
III.7 Conclusion.....	46
Conclusion Générale.....	47
table des matières.....	48

الملخص

الطاقة الكهربائية هي سلعة وهي مقدمة لكثير منها. مرنة لمختلف أشكال الاستخدام. في هذه الدراسة ، نهتم أيضًا بالأعطال الكهربائية في الشبكات الكهربائية ، ولا سيما ماس كهربائي والذي يمثل أحد أخطر العيوب. المعرفة في الوقت الحقيقي وبدقة موقع مثل هذا الخطأ لا غنى عنه للتدخل السريع والاستيلاء. التقدم في الحماية عن بعد لمزود الطاقة حيث لا ترغب في استخدام الخلايا العصبية الاصطناعية لإمداد الطاقة للكشف عن الأعطال.

الكلمات المفتاحية: الطاقة الكهربائية، الأعطال ، الشبكات، الطاقة.

Résumé

L'énergie électrique est une marchandise et elle est le précurseur de bon nombre d'entre elles. Flexible pour diverses formes d'utilisation.

Dans cette étude, nous nous intéressons également aux défauts électriques des réseaux électriques, notamment le court-circuit qui est l'un des défauts les plus graves. La connaissance de la localisation précise et en temps réel d'un tel défaut est indispensable pour une intervention et une saisie rapide. Avancées dans la protection à distance de l'alimentation où vous ne souhaitez pas utiliser de neurones artificiels d'alimentation pour détecter les défauts.

Mots clés : puissance électrique, défauts, réseaux, énergie.