

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées
Département de Génie Electrique



MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Génie électrique

Spécialité : Eélectrotechnique Industrielle

Présenté par :

ZENGUI Abed Elkamel KASMI Abd Elalim

Thème:

**Application des systèmes neuro-flous pour
l'étude des isolateurs de haute tension**

Soutenu publiquement :

Le : / 06 /2022

Devant le jury:

M ^r	R.L.KHERFANE	MC (B)	Président	UKM OUARGLA
M ^r	F.SADAOUI	MC (A)	Examineur	UKM OUARGLA
M ^{m^e}	A.BELKEBIR	MA (A)	Encadreur	UKM OUARGLA
M ^r	Y.BOUREK	MC (A)	Co-Encadreur	UKM OUARGLA

Année universitaire 2021/2022

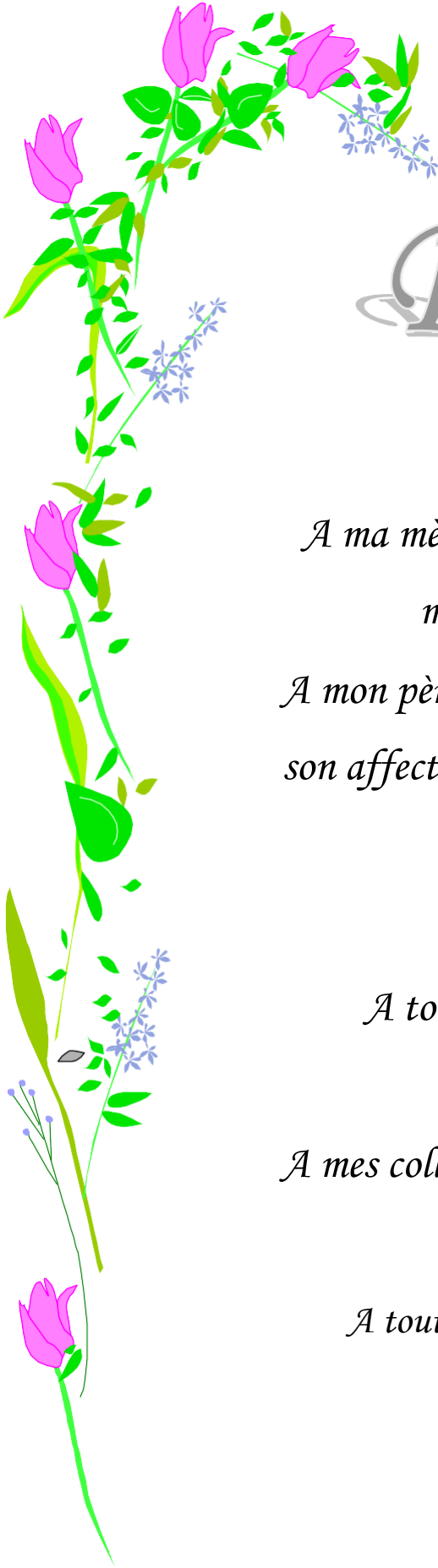
Remerciements

Nous remercions, Dieu Tout-Puissant qui nous a donné le courage et la volonté d'accomplir ce travail de recherche.

Nos remerciements particuliers et appréciations à notre encadrer Mme A.BELKEBIR pour ses conseils et ses orientations dans la réalisation de ce travail, ainsi qu'aux membres de jury qui nous ont fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention notre travail.

Nos sincères remerciements vont à tous les membres du personnel académique et administratif de l'Université de Kasdi Merbah - Ouargla.

Merci à tous ceux qui ont participé, de près ou de loin, à nous enseigner et nous aider.



Dédicace

Je dédie ce modeste travail :

*A ma mère pour ses sacrifices en témoignage de tout
mon affection au long de mes études.*

*A mon père qui m'a encouragé durant mes études, et
son affection qui m'a amené à finir mon projet.*

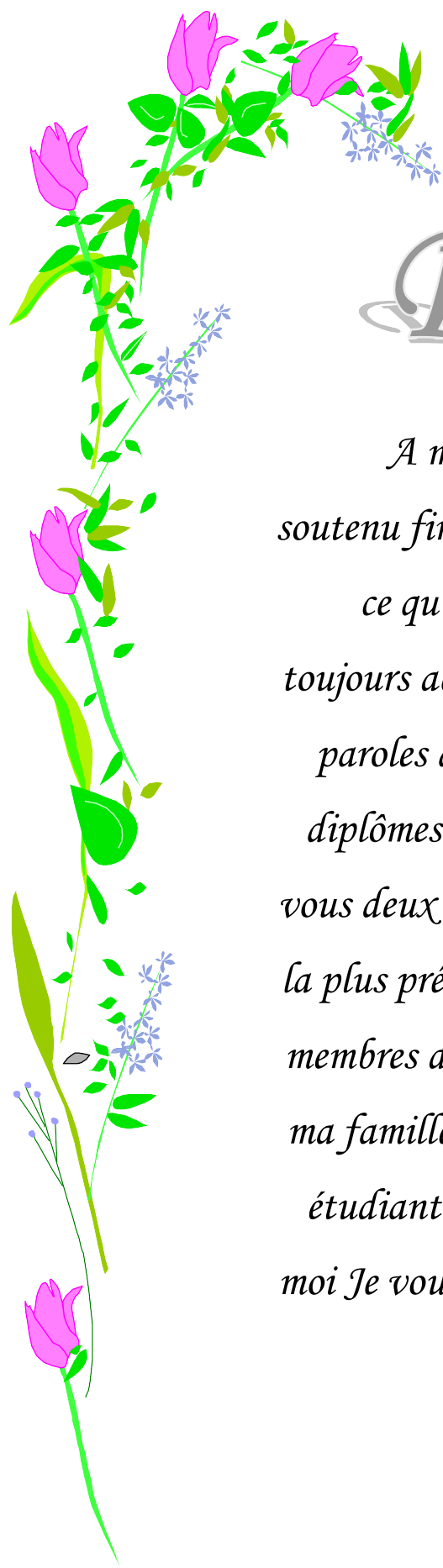
A mes chers frères.

A mes chères soeurs.

*A toute la famille ZENGUI que je respecte
beaucoup.*

*A mes collègues qui ont marqué leurs présences par
réconfort indispensable.*

A toute la promotion Master 2, génie électrique.



Dédicace

A mon cher père, qui a travaillé dur et m'a soutenu financièrement et moralement Et avec tout ce qu'il peut. Et à ma chère mère, qui m'a toujours accompagnée de ses prières bénies et de ses paroles aimables, je vous dédie cette remise des diplômes du fond du cœur et mon cœur bat pour vous deux avec remerciements et gratitude, la chose la plus précieuse de mon existence A tous mes chers membres de la famille; Mes frères et sœurs, à toute ma famille et mes proches A tous les chercheurs, et étudiants du savoir, à tous ceux qui prient pour moi Je vous dédie le fruit de mes humbles efforts de recherche.

Liste des figures

Chapitre 1 : Isolateurs de haute tension.

Figure 1.1 : Isolateur de haute tension (capot et tige).....	3
Figure 1.2 : Chaines des isolateur.....	4
Figure 1.3 : Caractéristiques d'un isolateur.....	5
Figure 1.4 :Isolateur rigide.....	6
Figure 1.5 : Isolateur longe fut.	6
Figure 1.6 :Isolateur composite.	7
Figure 1.7 :Isolateur à capot et tige.....	8
Figure 1.8 : Quelques profils des isolateurs à capot et tige.....	8
Figure 1.9 :Contournement des isolateurs électriques de haute tension.....	10
Figure 1.10 :Déroulement de contournement.....	11

Chapitre 2 : Système Neuro-Flous.

Figure 2.1 : Variable linguistique.....	15
Figure 2.2 : Différents types de fonctions d'appartenance utilisées.....	16
Figure 2.3 : Différents formes de fonctions d'appartenance.....	16
Figure 2.4 : Structure interne d'un système flou.....	17
Figure 2.5 : Exemple de fuzzification.....	18
Figure 2.6 : Méthodes de défuzzification.....	18
Figure 2.7 : Etapes de création d'un système d'inférence floue (SIF).....	19
Figure 2.8 : Neurone biologique et neurone formel.....	21
Figure 2.9 : Représentation d'un neurone.....	22
Figure 2.10 : Apprentissage Supervisé.....	23
Figure 2.11 : Apprentissage non-supervisé.....	23
Figure 2.12 : Réseaux non bouclé.....	24

Figure 2.13: Réseau de neurone bouclé	24
Figure 2.14: Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties.....	25
Figure 2.15: Représentation d'un système neuro-flou.....	28
Figure 2.16: Association en série d'un réseau de neurone et d'un système.	29
Figure 2.17: Système neuro-floue coopératifs.....	29
Figure 2.18: L'Architecture de l'ANFIS à Deux entrées	30
Figure 2.19: Synoptique de l'apprentissage des systèmes neuro-flous.....	32
Figure 2.20: Organigramme de base des calculs dans ANFIS	32

Chapitre 3 : Résultats et validation.

Figure 3.1: Isolateur 1508B.....	34
Figure 3.2: Isolateur réel 1508Bs.....	34
Figure 3.3: Entrées et sortie du SIF proposés.....	36
Figure 3.4: Fonction d'appartenance de la conductivité de pollution.....	37
Figure 3.5: Fonction d'appartenance de la tension d'alimentation	37
Figure 3.6: Fonction d'appartenance de la quantité de pollution dans la zone 1.....	38
Figure 3.7: Fonction d'appartenance de la quantité de pollution dans la zone 2.	38
Figure 3.8: Fonction d'appartenance de la quantité de pollution dans la zone 3.	38
Figure 3.9: Fonction d'appartenance de pourcentage de l'avancement de la décharge.....	39
Figure 3.10: Courbe de l'erreur (d'apprentissage de test et de validation)..	43
Figure 3.11: Performance de l'approche RNA pour le test.....	44
Figure 3.12: Courbes de régression	44
Figure 3.13: Résultats obtenu par la fonction « <i>Trimf</i> ».....	47
Figure 3.14: Courbes de régression des résultats données par ANFIS.	48

Liste des tableaux

Chapitre 3 : Résultats et validation.

Tableau 3.1: Partition des zones polluées sur les niveaux	35
Tableau 3.2: L'ensemble des règles floue.	40
Tableau 3.3: Résultats de prédiction de la tension de contournement obtenue par la logique floue.....	41
Tableau 3.4: Détermination du nombre de neurones cachés et des couches cachées.....	42
Tableau 3.5: Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage de RNA	43
Tableau 3.6: Critères de performances MSE et MAPE pour RNA.	45
Tableau 3.7: Indices statistiques pour l'évaluation de la performance de l'approche ANFIS.	47
Tableau 3.8: Paramètres ANFIS pour la prédiction de la tension de contournement.....	47
Tableau 3.9: Critères de performances MSE et MAPE pour la technique L'ANFIS.....	48
Tableau 3.10: Comparaison entre les valeurs prédites de la tension de contournement et celles de test.....	49
Tableau 3.11: Comparaison entre neuro-flou et réseau de neurones.....	50

Liste des symboles

HT : Haute Tension

RNA : réseau de neurones artificiels

ANFIS : Adaptive Neural Fuzzy Inference System

R: Coefficient de corrélation

R^2 : le coefficient de détermination

Z: Zone

δ : Conductivité

MAPE: l'erreur absolue moyenne

x_j : représente l'entrée j connectée au neurone i .

b_i : le seuil interne du neurone.

w_{ij} : désigne le poids de la connexion reliant l'entrée j au neurone i

O_i = est la sortie du neurone

g : sa fonction d'activation.

RBF: fonction à base radiale

RMSE: L'erreur Quadratique Moyenne

MFs: Membership function

trimf : Fonction triangulaire

gaussmf : Fonction gaussienne

gbellmf : Fonction bell-shaped

trapmf : Fonction trapé-zoïdale

Sommaire

Remerciement

Dédicaces

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des symboles

Introduction générale 01

Chapitre 1 : Isolateurs de haute tension.

1.1 Introduction	03
1.2 Définition des isolateurs de haute tension (HT)	03
1.3 Fonctionnement et constitution d'un isolateur	04
1.4 Caractéristiques d'un isolateur.....	04
1.5 Types d'isolateurs	05
1.5.1 Isolateurs rigides	05
1.5.1.1 Isolateurs rigide à socle.....	05
1.5.1.2 Isolateurs rigide à tige.....	05
1.5.2 Isolateurs suspendus ou éléments de chaîne	06
1.5.2.1 Isolateur long fut	06
1.5.2.1.1 En céramique.....	06
1.5.2.1.2 En matériaux synthétiques	07
1.5.3 Isolateur capot et tige.....	07
1.6 Matériaux isolants utilisés pour la fabrication des isolateurs.....	08
1.6.1 Céramique	8
1.6.2 Verre	9
1.6.2.1 Verre recuit	9
1.6.2.1 Verre trempé	9
1.6.3 Matériaux synthétiques	9
1.7 Quelques définitions concernant les isolateurs	9

1.7.1 Contournement.....	09
1.7.2 Déroulement du Contournement.....	10
1.7.3 Contrainte de contournement.....	11
1.7.4 Tension de contournement.....	11
1.7.5 Tension de tenue (Tension d'essai).....	11
1.7.6 Courant de fuite.....	11
1.7.7 Courant de fuite critique.....	11
1.7.8 Ligne de fuite.....	11
1.7.9 Conductance superficielle.....	12
1.8 Pollution des isolateurs.....	12
1.8.1 Types de pollution.....	12
1.8.1.1 Pollution naturelle.....	12
1.8.1.2 Pollution marine.....	12
1.8.1.3 Pollution industrielle.....	12
1.8.1.4 Pollution désertique.....	13
1.8.1.5 Pollution mixte.....	13
1.9 Conclusion.....	13

Chapitre 2 : Système Neuro-Flous.

2.1 Introduction.....	14
2.2 Systèmes flous.....	14
2.2.1 Historique.....	14
2.2.2 Principe de la logique floue.....	14
2.2.2.1 Variables linguistiques.....	14
2.2.2.2 Ensembles flous et les Fonctions d'appartenance.....	15
2.2.3 Structure interne d'un système flou.....	17
2.2.3.1 Base de connaissances.....	17
2.2.3.2 Fuzzification.....	17
2.2.3.3 Mécanisme d'inférence.....	18
2.2.3.4 Défuzzification.....	18
2.2.4 Création du système flou.....	19

2.2.5 Domaines d'application	19
2.2.6 Avantages et inconvénients de la logique floue	20
2.3 Réseaux de neurones.....	20
2.3.1 Définition	20
2.3.2 Neurone Formel.....	20
2.3.3 Structure d'un neurone artificiel	21
2.3.4 Apprentissage dans les réseaux de neurones.....	22
2.3.4.1 Définitions	22
2.3.4.2 Type d'apprentissage	22
2.3.4.2.1 L'apprentissage supervisé	22
2.3.4.2.2 L'apprentissage semi- supervisé.....	23
2.3.4.2.3 L'apprentissage non supervisé	23
2.3.5 Architecture du réseau de neurone	23
2.3.5.1 Réseaux de neurones non bouclés	24
2.2.2.5.2 Réseaux de neurones bouclés	24
2.3.6 Algorithme de rétro propagation du gradient (RPG).....	25
2.3.6.1 Définition du réseau.....	25
2.3.6.2 Etapes de l'algorithme	26
2.3.7 Conception d'un réseau de neurones.....	26
2.3.8 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones	27
2.3.8.1 Avantages des réseaux de neurones	27
2.3.8.2 Inconvénients des réseaux de neurones	27
2.2.2.9 Applications	27
2.4 Systèmes neuro-flous.....	28
2.4.1 Définition du système neuro-flou.....	28
2.4.2 Architecture des systèmes neuro-flous	28

2.4.2.1 Réseaux Neuronaux flou	29
2.4.2.2 Système neuronal/flou simultanément	29
2.4.2.3 Modèles neuro-flous coopératifs	29
2.4.2.4 Modèles neuro-flous hybrides	30
2.4.3 Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS).....	30
2.4.3.1 Architecture de l'ANFIS	30
2.4.3.2 Apprentissage de l'ANFIS	32
2.4.4 Organigramme de base des calculs dans ANFIS	32
2.4.5 Applications des systèmes neuro-flous	33
2.4.6 Avantage de l'ANFIS	33
2.5 Conclusion.....	33

Chapitre 3 : Résultats et validation

3.1 Introduction.....	34
3.2 L'objet d'essai.....	34
3.3 Application de la couche de pollution.....	34
3.4 Préparation de l'isolateur.....	34
3.5 Méthodes de prédiction de la tension de contournement	35
3.5.1 Elaboration des bases de données	35
3.5.2 Indices statistiques pour l'évaluation de la performance de l'ANFIS	35
3.5.2.1 Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)	35
3.5.2.2 Coefficient de détermination (R^2)	36
3.5.2.3 L'Erreur MAPE.....	36
3.5.3 Prédiction de la tension de contournement par logique floue.....	36
3.5.3.1 System d'inférence flou utilisé.....	36
3.5.3.1.1 Les entrées et la sortie choisies	37

3.5.3.1.2 Fonctions d'appartenances	37
3.4.2.1.2.1 Fonctions d'apparteances des entrées	37
3.4.2.1.2.2 Fonctions d'appartenances de la sortie	39
3.5.3.1.3 Table d'inférence	39
3.5.3.2 Résultats obtenus	41
3.5.4 Prédiction de la tension de contournement par réseaux de neurones.....	41
3.5.4.1 Modèle du réseau de neurone (RNA)	42
3.5.4.2 Résultats et discussions	43
3.5.5 Prédiction de la tension de contournement par l'approche Neuro-Floue.....	45
3.5.5.1 Choix des paramètres du système ANFIS	46
3.5.5.2 Résultats et discussions pour l'approche Neuro-Floue	46
3.5.5.3 Performance de système d'inférence neuro-flou (L'ANFIS)	47
3.6 Comparaison entre neuro-flou et réseau de neurones.....	50
3.7 Conclusion.....	50
Conclusion générale.....	51
Références bibliographiques	

Introduction générale

Problématique

Les isolateurs sont parmi les composants les plus importants des réseaux aériens de transport et de distribution de l'énergie électrique puisqu'ils assurent à la fois le support mécanique des parties portées à la haute tension et l'isolation électrique de ces dernières avec les parties mises à la terre ou énergisées [1].

Les lignes aériennes et les postes des réseaux de transport d'énergie électrique sont exposés à diverses contraintes. Parmi celles-ci, la pollution des isolateurs constitue l'un des facteurs de première importance dans la qualité et la fiabilité du transport d'énergie [2].

Cette pollution peut avoir plusieurs origines industrielle, marine, désertique et peut être mixte. Une connaissance approfondie de la distribution du potentiel et du champ électrique le long des isolateurs, recouverts de couches polluantes, permettrait de déterminer les valeurs critiques de potentiel et de champ électrique donnant naissance à ces arcs partiels [1].

En effet, une perturbation de l'isolation électrique assurée par l'isolateur peut entraîner, dans certaines circonstances, son contournement et donc un risque majeur sur la fiabilité et le fonctionnement du système de transmission de l'énergie électrique par voies aériennes. Plusieurs causes sont à l'origine de contournement électrique comme les surtensions transitoires sur les réseaux électriques (foudres, enclenchement et ouvertures des lignes, les dépôts de pollution atmosphérique ou encore dans les régions froides, les précipitations atmosphériques givrantes) [3].

Les contournements électriques des isolateurs entraînent des répercussions graves sur les réseaux aériens de distribution de l'énergie électrique, car ils sont la cause de coupures électriques de durée plus ou moins longues. Depuis une cinquantaine d'années, plusieurs travaux ont été menés pour comprendre les mécanismes conduisant au contournement des isolateurs pollués et se prémunir d'outils permettant la prédiction de ce phénomène [3].

Objectifs de ce travail

Le but de la démarche proposée dans ce travail est d'arriver à prédire la tension de contournement d'un isolateur en fonction de la variation de la conductivité et le niveau de la pollution des différentes zones de sa surface en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle qui sont la logique floue, les réseaux de neurones artificiels et le système d'inférence neuro-flou (L'ANFIS).

Présentation du mémoire

Nous avons subdivisé notre travail en trois chapitres, qui sont organisés comme suit : Dans le premier chapitre, nous présenterons, l'importance des isolateurs, leurs utilités et leurs principaux types ainsi que les phénomènes de pollution et leurs effets (arc et contournement).

Le deuxième chapitre regroupe les bases théoriques des différentes techniques de l'intelligence artificielle, à savoir, les réseaux de neurones artificiels (RNA), les systèmes d'inférences flous (SIF) et le système d'inférence flou basé sur les réseaux de neurones adaptatifs (ANFIS) .

Dans le troisième chapitre, nous appliquerons le système d'inférences flous (SIF) et la méthode des réseaux de neurones artificiels (RNA) de type back-propagation et l'approche neuro-floue (ANFIS) pour la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension de type 1508 B artificiellement pollué.

La pollution artificielle (solution saline) peut donner une information importante sur le comportement de l'isolateur testé sous l'effet de la conductivité et la quantité de cette pollution dans ces nervures en lui appliquant une tension alternative de valeur efficace progressivement augmentée jusqu'au contournement de l'isolateur. La valeur efficace de la tension obtenue dans ce cas sera considérée comme tension de contournement de l'isolateur à étudier. Il est très important de mentionner que les résultats pratiques qui seront présentés dans ce dernier chapitre sont réalisés au niveau du laboratoire de haute tension de l'université de Biskra [3].

Nous clôturons ce travail par une conclusion générale permettant de synthétiser les résultats obtenus et d'envisager quelques perspectives.

Chapitre 01

Isolateurs de Haute Tension

1.1. Introduction

Les isolateurs sont des composants indispensables au transport et à la distribution de l'énergie électrique. Dans la plupart des lignes électriques de haute tension les isolateurs sont menacés par le phénomène de pollution. Cette pollution mène à une diminution de la rigidité diélectrique et donc de la résistivité superficielle des matériaux isolants [4]. Par conséquent, des pertes d'énergie, parfois énormes peuvent avoir lieu et conduisent à la mise hors service de la ligne, avec destruction éventuelle des matériels. Dans ce travail, nous allons parler des types d'isolateurs et des matériaux utilisés dans leur fabrication et de la définition de la pollution de l'isolateur de haute tension et ses effets sur son rôle envisagé [5].

1.2. Définition des isolateurs de haute tension (HT)

L'isolateur est un matériau isolant solide que présente une très grande résistance au passage du courant et dont la conductibilité est pratiquement nulle. Il est utilisé pour isoler les conducteurs ou des pièces sous tension afin d'empêcher les court-circulation, les pertes de courant et les charges d'électrocution [6].

L'isolateur (figure 1.1) est formé par un isolant auquel sont fixés deux pièces métalliques M1 et M2. L'isolant peut être du verre, céramique ou matériaux synthétiques. La pièce M1 se fixe au pylône et la pièce M2 porte le conducteur. L'isolateur possède un double rôle :

- Rôle mécanique: Porte le conducteur
- Rôle électrique: isole le conducteur par rapport au pylône.

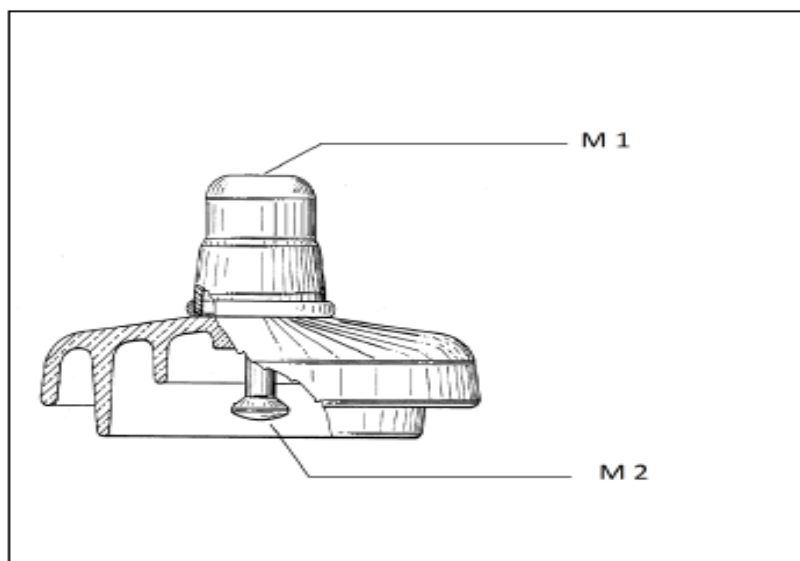


Figure 1.1 : Isolateur de haute tension (capot et tige).

1.3. Fonctionnement et constitution d'un isolateur

Les isolateurs sont des composants indispensables au transport et à la distribution de l'énergie électrique. Leur fonction est de réaliser une liaison mécanique entre des conducteurs portés à des potentiels différents accrochés aux pylônes des lignes aériennes, ils maintiennent les conducteurs dans la position spécifiée (isolateurs d'alignement et d'ancrage), ils assurent la transition entre l'isolation interne (huile, SF6) et l'isolation externe, ils permettent de raccorder les matériels électriques au réseau (traversées de transformateur, extrémités de câbles) et ils constituent, également, l'enveloppe de certains appareils (disjoncteurs, parafoudres, réducteurs de mesure).

Les isolateurs sont conçus et dimensionnés pour résister aux contraintes prévisibles introduites par l'environnement. Du point de vue électrique, l'isolateur est considéré comme étant deux électrodes dont l'intervalle comporte trois zones constituant trois isolants en parallèle ayant des comportements différents [7].

-l'intervalle d'air.

-le matériau diélectrique.

-l'interface air-matériau diélectrique (la longueur de l'interface constitue la ligne de fuite, ligne le long de laquelle circulerait le courant de fuite).

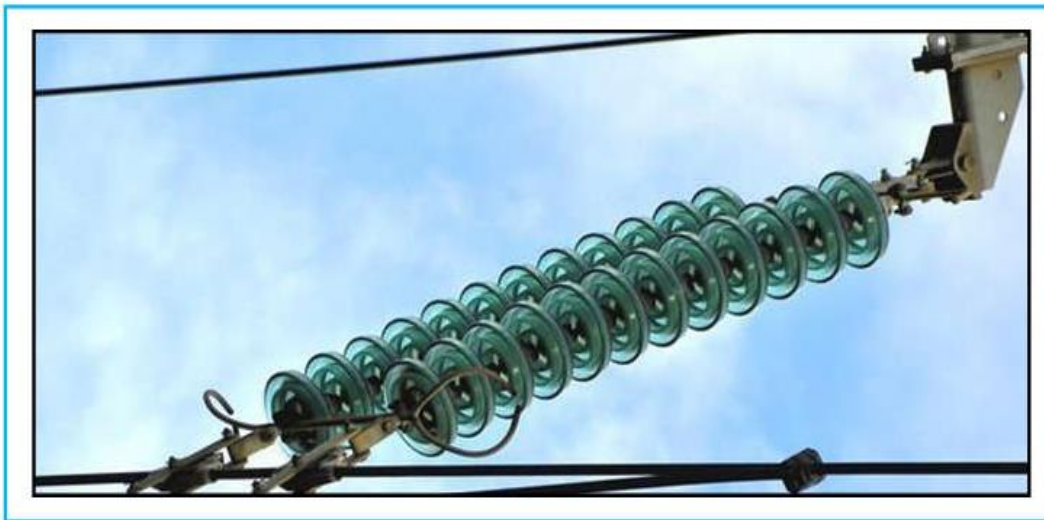


Figure 1.2 : Chaines des isolateurs.

1.4. Caractéristiques d'un isolateur

Parmi les valeurs spécifiées dans les normes d'essais d'isolateurs, nous pouvons citer:

a. Le pas P : C'est la distance séparant deux parties homologues de deux isolateurs consécutifs dans une chaîne. La détermination de ce paramètre nous permet donc de connaître la longueur d'une chaîne ayant un nombre donné d'isolateurs.

b. la ligne de fuite L_f : C'est la plus courte distance, suivant les contours de la surface extérieure des parties isolantes, mesurée entre les parties métalliques.

c. la ligne de contournement L_c : C'est la distance la plus courte dans l'air entre deux parties conductrices.

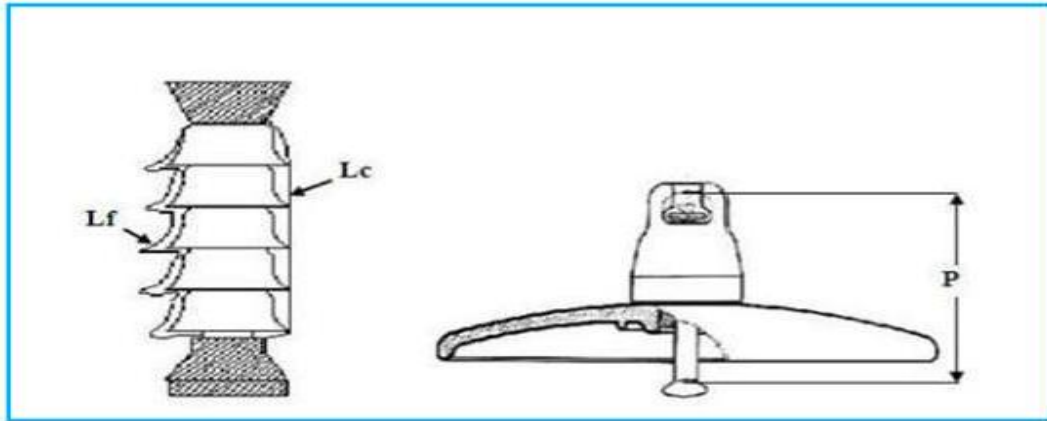


Figure 1.3 : Caractéristiques d'un isolateur.

1.5. Types des isolateurs

Selon les différentes façons d'utilisation et les conditions de fonctionnement des isolateurs, on distingue plusieurs types d'isolateurs.

1.5.1. Isolateurs rigides

Ce type des isolateurs permet d'obtenir une liaison rigide entre le support et le câble. Il est constitué d'un ou plusieurs isolateurs encastrés et scellés entre eux, ils sont fixés aux pylônes par des ferrures de différentes formes. Ils sont montés sur pylônes soit d'une façon verticale, horizontale ou oblique (inclinée). Mais ce type des isolateurs est utilisé pour les lignes aériennes qui ne dépassent pas le niveau de tension de 60 kV [8].

Il existe deux types principaux d'isolateurs rigides : les isolateurs rigides à tige et les isolateurs rigides à socle :

1.5.1.1. Isolateur rigide à socle

Isolateur rigide qui comporte une ou plusieurs pièces en céramique ou en matériau synthétique, assemblées de façon permanente sur un socle métallique, et qui est destiné à être monté sur un support au moyen d'une tige centrale ou de boulons solidaires du socle.

1.5.1.2. Isolateur rigide à tige

Isolateur rigide qui comporte une ou plusieurs pièces en céramique en forme de cloche, assemblées de façon permanente, et qui est destiné à être monté sur un support au moyen d'une tige à visser à l'intérieur de l'isolateur.

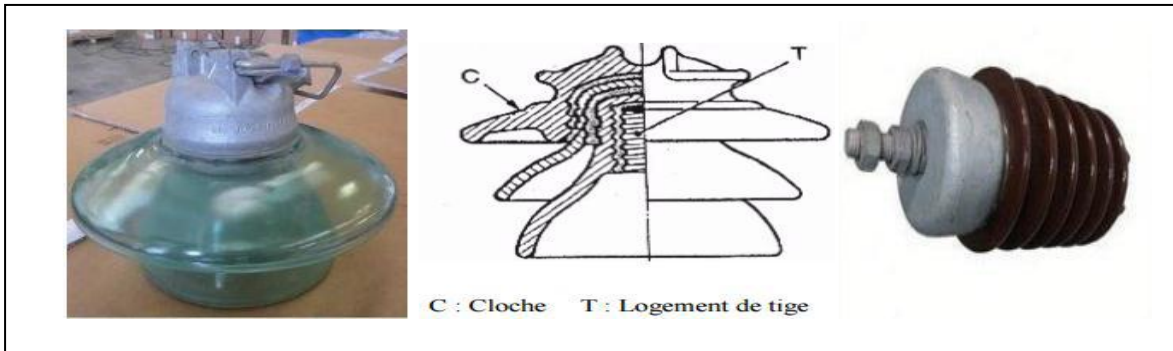


Figure 1.4 : Isolateur rigide.

1.5.2. Isolateurs suspendus ou éléments de chaîne

C'est un isolateur constitué par un matériau isolant équipé de pièces métalliques de liaison, nécessaires pour le relier de façon flexible à d'autres éléments de chaîne, à la pince de suspension du conducteur ou au support.

Ces éléments sont généralement utilisés en suspension et forment des chaînes d'isolateurs soit verticales (chaînes d'alignement), soit horizontales (chaînes d'ancrage) [9].

Il existe deux types principaux d'éléments de chaîne :

- L'isolateur long fut.
- L'isolateur capot et tige.

1.5.2.1. Isolateur long fut

1.5.2.1.1. En céramique

Ils sont constitués d'un bâton cylindrique plein en céramique, muni d'ailettes (figure 1.5). À chaque extrémité est fixée une pièce métallique de liaison celle-ci peut être enveloppante en forme de capot scellé autour des extrémités tronconiques prévues sur le bâton, ou bien en forme de tige scellée dans une cavité prévue à cet effet [10].



Figure 1.5 : Isolateur long fut.

1.5.2.1.2. En matériaux synthétiques

Constitué d'un matériau synthétique dont la caractéristique principal est la bonne tenue à la pollution, le faible encombrement, la résistance au vandalisme et la légèreté, en particulier lorsqu'on les compare aux chaînes d'isolateurs pour les lignes de tension électrique élevée [11].

Ce type d'isolateurs est appelé composite, il est constitué de trois parties selon le rôle :

- Un noyau en fibre de verre, imprégnées de résine, capable d'assurer l'isolement et de supporter les efforts mécaniques générés par les conducteurs.
- Un revêtement en élastomère en EPDM (Ethyène Propylène Diène Monomère), vulcanisés à chaud qui donne le profil et précise la ligne de fuite tout en protégeant le noyau contre toute attaque des agents extérieurs en assurant l'étanchéité au raccordement avec les pièces métalliques d'extrémités. Son profil à ailettes alternées permet d'accroître la tenue sous pollution.
- Des pièces métalliques, en fonte malléable ou acier forgé galvanisé à chaud, sont nécessaires au montage de l'isolateur et à la transmission des efforts mécaniques.



A : Pièces d'accrochage métallique.

B : noyau en fibre de verre résine.

C : Revêtement à ailettes en matériaux synthétiques

Figure 1.6 : Isolateur composite.

1.5.3. Isolateur capot et tige

Capot et tige est constitué d'un corps isolant qui porte à l'intérieur une tige en acier, où chaque élément est constitué d'un capot, d'une partie isolante en forme de jupe et d'une tige. La coupe d'un tel isolateur est schématisée sur la figure (1.7), la forme de la tête est dessinée de sorte que les efforts de traction appliqués à l'isolateur se transforment, autant que possible, en compression des diélectriques sur les quels apparaissent, toute fois, inévitablement certaines contraintes de cisaillement [3].

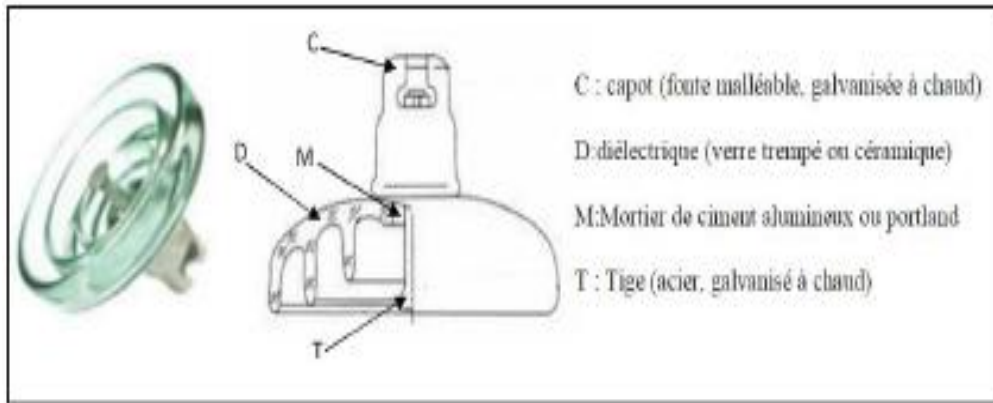


Figure 1.7 : Isolateur à capot et tige.

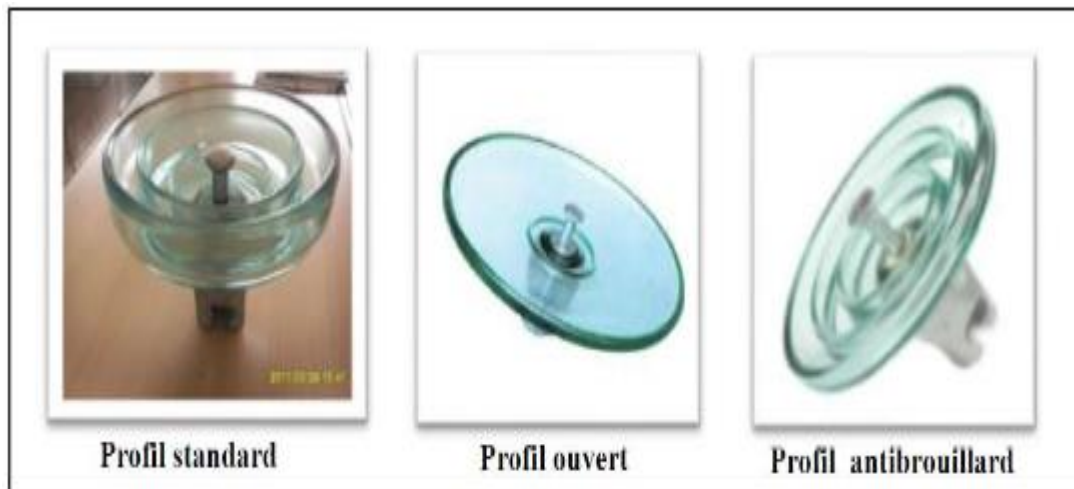


Figure 1.8 : Quelques profils des isolateurs à capot et tige.

1.6. Matériaux isolants utilisés pour la fabrication des isolateurs

On trouve plusieurs isolants solides qui peuvent être utilisés pour la fabrication des isolateurs de haute tension comme le verre, la céramique et la porcelaine. Mais durant ces dernières années, la porcelaine est de plus en plus abandonnée à cause de deux inconvénients principaux qui sont le poids des isolateurs et la difficulté de détection des amorçages [7].

1.6.1. Céramique

Le développement de la fabrication des céramiques date depuis longtemps à cause de leurs performances. Pour les isolateurs qui vont être utilisés dans des lieux où il y a des contraintes mécaniques très importantes, on utilise de préférence des céramiques à grains très fins. Souvent, on trouve les céramiques dans les postes: isolateurs supports, couverture isolante des sectionneurs, des disjoncteurs, des transformateurs de potentiel, des bornes de traversées des transformateurs de puissance [9].

1.6.2. Verre

Deux types sont utilisés : le verre recuit et le verre trempé.

1.6.2.1. Verre recuit

Le verre recuit est utilisé pour la fabrication d'isolateurs rigides, mais présente cependant des inconvénients. Parmi ces inconvénients, nous citons le fait qu'il ne nécessite pas aux variations brusques de température et qu'il ne supporte que des tensions mécaniques relativement faible et c'est pour cette raison qu'il n'est pas utilisé pour la fabrication des isolateurs de suspension [4].

1.6.2.2. Verre trempé

La résistance à la traction du verre trempé est environ 5 à 6 fois plus grande que le verre recuit et peut supporter des variations brusques de température pouvant atteindre 100° C [1].

1.6.3. Matériaux synthétiques

Les isolateurs en matériaux synthétiques sont composés d'un centre en fibres de verre Imprégnées d'une résinée et d'un revêtement à ailettes de type élastomère. Leurs avantages est qu'ils sont légers et présentent une grande résistance mécanique. Ils ont de bonnes propriétés hydrophobes et peuvent être utilisés dans des conditions de pollution très sévère. L'inconvénient de ces isolateurs est le vieillissement sous l'effet des différentes contraintes auxquelles ils sont soumis (électriques, mécanique, atmosphériques...) [4].

1.7. Quelques définitions concernant les isolateurs

1.7.1. Contournement

Se produit sur la surface de l'isolateur lorsqu'une décharge électrique s'établit entrées extrémités et contourne la surface de l'isolateur. Le contournement provoque l'ouverture du disjoncteur, car il établit un court-circuit entre le conducteur et le pylône (défaut monophasé à la terre) (figure1.9). Le contournement cause habituellement l'interruption momentanée de l'écoulement de l'énergie dans le réseau [12].

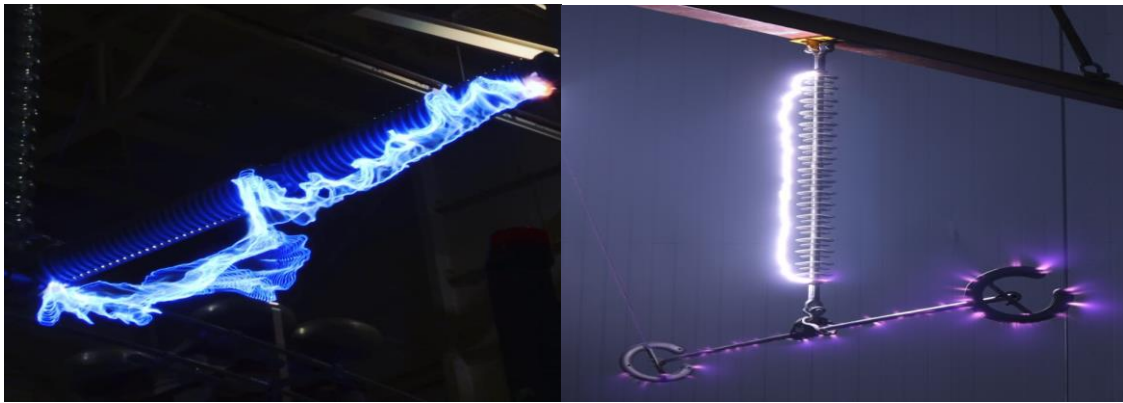


Figure 1.9 : Contournement des isolateurs électriques de haute tension.

1.7.2. Déroulement du Contournement

Le contournement d'une surface polluée et humidifiée est le résultat d'une évolution qui comprend quatre phases principales [6].

- Phase 1 : dépôt de pollution : des grains de pollution se déposent sur la surface de l'isolateur (Fig.1.10.a).
- Phase 2 : Formation d'un électrolyte conducteur à sec : la résistance superficielle reste élevée malgré le dépôt de pollution. Quand la couche de pollution devient humide (brouillard, humidité, rosée du matin, pluie fine...), elle se transforme en électrolyte conducteur et donne naissance à un courant de fuite superficiel circulant sur la surface de l'isolateur (Fig.1.10.b).
- Phase 3 : formation d'une bande sèche : dans les régions étroites de l'isolateur, où la densité de courant est élevée, une partie de l'électrolyte s'évapore et crée une bande sèche (Fig.1.10.c).
- Phase 4 : contournement : comme la résistance de la bande sèche est beaucoup plus grande par rapport au reste de l'électrolyte, pratiquement toute la tension aux bornes de l'isolateur est maintenant appliquée aux extrémités de cette zone. Il se produit alors un claquage dans la bande sèche :
 - ✓ Soit la décharge s'éteint ⇒ pas de contournement (Fig.1.10.d).
 - ✓ Soit la décharge progresse sur la surface ⇒ contournement de l'isolateur (Fig.1.10.e).

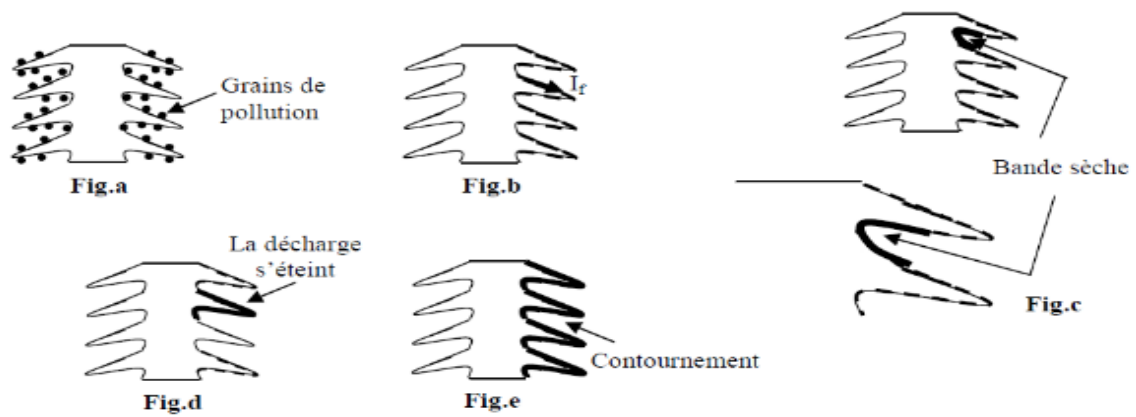


Figure 1.10 : Déroulement de contournement

1.7.3. Contrainte de contournement

La contrainte de contournement d'isolateur est le rapport de la tension de contournement à la longueur totale de l'isolateur.

1.7.4. Tension de contournement

C'est le niveau de tension le plus bas au-delà duquel des arcs électriques joignent les deux électrodes. La tension de contournement dépend [11]:

- de la résistivité volumique moyenne de la pollution
- de la répartition de la couche de pollution
- de la longueur de l'isolateur
- du profil de l'isolateur.

1.7.5. Tension de tenue (Tension d'essai)

C'est le niveau de tension le plus important que peut supporter une isolation sans provoquer de décharge disruptive, (contournement dans le cas des isolateurs).

1.7.6. Courant de fuite

C'est un courant de faible amplitude circulant à travers la couche polluante humectée le long de la surface isolante. Il est de type électrolytique et peut être un courant résistif pour une isolation totalement polluée ou un courant capacitif dans le cas d'une isolation parfaitement propre [5].

1.7.7 Courant de fuite critique

C'est le courant minimal nécessaire pour provoquer le contournement total de l'isolateur.

1.7.8. Ligne de fuite

La ligne de fuite (L_f) est la distance la plus courte le long de la surface d'un isolateur entre les deux électrodes.

1.7.9. Conductance superficielle

La conductance superficielle est le rapport du courant de fuite circulant à la surface de l'isolateur sur la tension appliquée. Elle caractérise l'état global de la surface isolante [5].

1.8. Pollution des isolateurs

La pollution est un phénomène qui agit négativement sur le comportement des isolateurs de haute tension. C'est un paramètre important à prendre en considération lors du choix et du dimensionnement des chaînes d'isolateurs, La pollution provoque la formation d'une couche sur la surface des isolateurs. Ces couches de pollution, quand elles sont humidifiées, réduisent considérablement la résistivité des isolateurs ce qui conduit à la diminution de leur tension de tenue .L'échauffement de la couche polluante conductrice humidifiée, provoqué par la circulation des courants de fuite sur la surface de ces isolateurs, entraîne des assèchements locaux de la couche de pollution et l'apparition d'arcs de petite longueur (arcs partielles). Dans certaines conditions, ces arcs partielles peuvent se développer jusqu'à provoquer le contournement total des isolateurs, en connectant l'extrémités sous haut tension à celle mise à la terre, et conduisant ainsi à la mise hors service de l'ensemble de l'installation [13].

1.8.1. Types de pollution

1.8.1.1. Pollution naturelle

La pollution naturelle provient :

- ✓ Des sels marins dans les régions côtières.
- ✓ Des poussières du sol, notamment lors de chantiers importants.
- ✓ Des sables véhiculés par le vent en régions désertiques.

1.8.1.2. Pollution marine

Les lignes de haute tension qui passent près de la mer dans les zones côtières sont exposées au vent qui vient de la mer et qui porte des embruns causant la formation d'une couche polluante de sel sur les surfaces des isolateurs.

1.8.1.3. Pollution industrielle

Le problème de la pollution industrielle se présente pour les lignes qui passent près des zones industrielles (les fumées des usines, raffineries, cimenteries, minerais etc.), près des grandes villes (les gaz d'échappement des véhicules) ou près des terrains agricoles (les engrais utilisés en agriculture) [8].

1.8.1.4. Pollution désertique

Ce genre de pollution est constitué par les particules de sable, terre, poussière, et est accentué surtout par les facteurs climatiques :

- Le vent en assurant le transport de ces particules arides et finit par les déposer sur l'isolateur en formant une couche qui recouvre toute la surface de l'isolateur.
- La température, par ses variations entre le jour et la nuit implique le phénomène de condensation donnant au dépôt une certaine conductivité [1].

1.8.1.5. Pollution mixte

Ce type de pollution est en fait le plus fréquent et le plus sévère pour l'exploitation des ouvrages électriques. La pollution mixte résulte de la combinaison entre les différents types de pollution, comme par exemple les pollutions marine et industrielle lorsque des installations industrielles sont situées au bord de mer [8].

1.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les caractéristiques et différents types d'isolateurs. Ces derniers assurent les deux fonctions mécaniques et électriques. Fréquemment ces isolateurs sont le siège des phénomènes de pollution qui les contamine en diminuant leur caractéristique diélectrique. Les principales conclusions que l'on peut tirer de cette synthèse sont: La pollution reste un facteur déterminant pour le dimensionnement des isolateurs de haute tension. La connaissance du degré de pollution est une condition indispensable, pour prévoir une isolation externe convenable.

Dans le chapitre suivant nous présenterons les techniques de l'intelligence artificielle qui sont la logique floue, les réseaux de neurones artificiels et le système d'inférence neuro-flou (L'ANFIS) pour la prédiction de la tension de contournement.

Chapitre 02

Systemes

Neuro-Flous

2.1. Introduction

Le présent chapitre est organisé en trois parties. La première partie consacrée aux systèmes d'inférences flous (SIF). Nous rappelons d'abord les notions de bases sur lesquelles reposent ses systèmes puis nous décrivons leur principe de fonctionnement et leurs différentes composantes. La deuxième partie fait l'objet d'une synthèse bibliographique sur la théorie des réseaux de neurones artificiels, dans la troisième partie, nous parlerons de la méthode d'hybridation entre les deux techniques (SIF et RNA).

2.2. Systèmes flous

Les systèmes flous peuvent être considérés comme des systèmes logiques qui utilisent des règles linguistiques pour établir des relations entre leurs variables d'entrée et de sortie. Ils sont apparus pour la première fois dans les années soixante-dix avec des applications dans le domaine du contrôle des processus. La commande floue a pour but de gérer automatiquement un processus en fonction d'une consigne, par action sur des variables de commande [14].

2.2.1. Historique

Les prémisses de la logique floue sont apparues avant les années 1940, avec les premières approches, par des chercheurs américains, du concept d'incertitude.

Les bases de la théorie de la logique floue ont été formulées par le professeur L. A. ZADAH en 1965, c'est en 1974 que le professeur MAMDANI, en définissant la structure de base des régulateurs flous et les principes de la commande floue, propose la première application industrielle, la commande floue d'un générateur de vapeur. En 1985 la logique floue s'est implantée réellement dans le milieu industriel en montrant toute son efficacité [15].

2.2.2. Principe de la logique floue

Le principe du réglage par logique floue s'approche de la démarche humaine dans le sens que les variables traitées ne sont pas des variables logiques (au sens de la logique binaire par exemple) mais des variables linguistiques, proches du langage humain de tous les jours. De plus ces variables linguistiques sont traitées à l'aide de règles qui font références à une certaine connaissance du comportement du système [14].

2.2.2.1. Variables linguistiques

La notion essentielle de variable linguistique a été introduite par Zadah, elle suggère d'emblée que les valeurs de cette variable ne sont pas numériques, mais plutôt symboliques, en termes de mots ou d'expressions du langage naturel.

D'un phénomène ou d'un procédé contient en général des expressions floues comme « quelque, beaucoup, souvent, chaud, froid, rapide, lent, grand, petit...etc. ».

Ce genre d'expressions forme ce qu'on appelle des termes linguistique de la logique flou.

La figure (2.1) illustre un exemple de la variable linguistiques 'vitesse' avec trois termes linguistiques: petite, moyenne et grande [16]. Alors il est nécessaire de convertir ces grandeurs en variables floues. Pour ce faire, on définit les notions suivantes [17] :

A. Les fonctions d'appartenance

Il s'agit d'établir une relation entre le degré de vérité de la variable floue et la grandeur d'entrée correspondante et de choisir la forme de cette fonction.

B. Les ensembles ou les intervalles flous

Ces intervalles définissent le nombre des variables floues associées à une grandeur d'entrée de trois à sept ensembles.

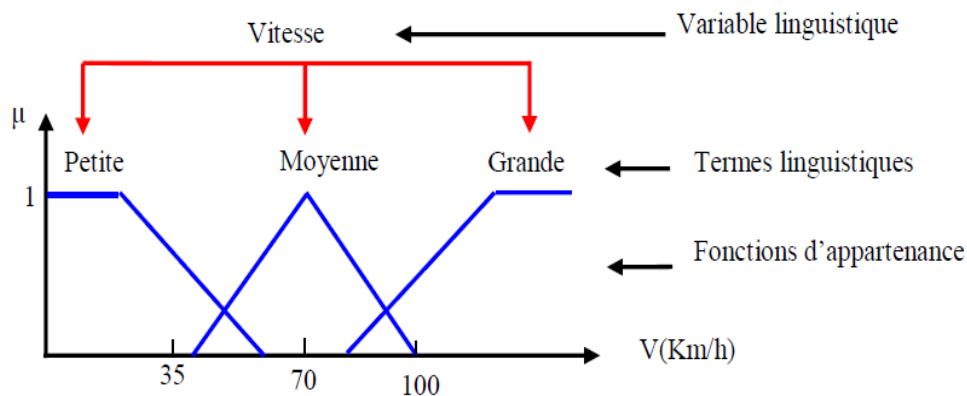


Figure 2.1 : Variable linguistique.

2.2.2.2. Ensembles flous et les Fonctions d'appartenance

La notion d'ensemble flou a été proposée par ZADEH en introduisant un caractère graduel de l'appartenance d'un élément à un ensemble donné. Cela permet une meilleure représentation des termes et des connaissances vagues que nous, les humains, manipulons au quotidien [18]. Mathématiquement, un ensemble flou A_f d'un univers de discours U_f , est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée μ_A , à valeur dans l'intervalle $[0,1]$ et qui associe à chaque élément x de U_f un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ indiquant le niveau d'appartenance de x à A_f . $\mu_A(x) = 1$ et $\mu_A(x) = 0$ correspondent respectivement à l'appartenance et la non-appartenance. L'allure de la fonction d'appartenance est à choisir selon l'application traitée.

La figure (2.2), illustre les différentes formes de fonctions d'appartenance les plus utilisées.

Cependant, dans certaines applications où l'on doit dériver la fonction d'appartenance, on choisira plutôt des fonctions en S (Sigmoide) ou des fonctions de type gaussien, Continument dérivables sur leur support.

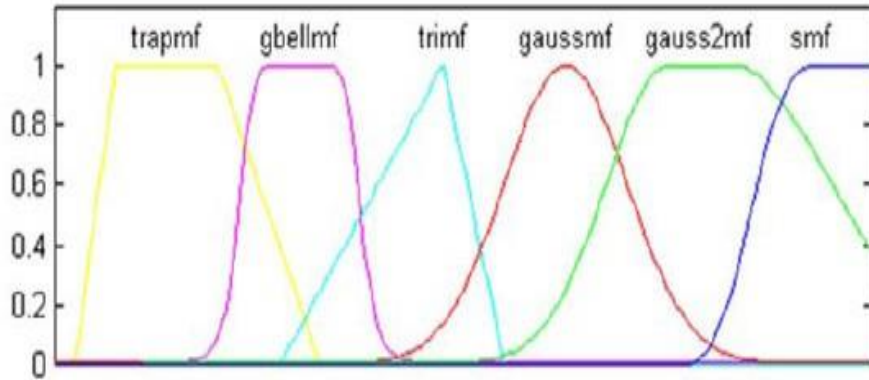


Figure 2.2 : Différents types de fonctions d'appartenance utilisées [16].

La figure (2.3) illustre différents formes de fonctions d'appartenance [19].

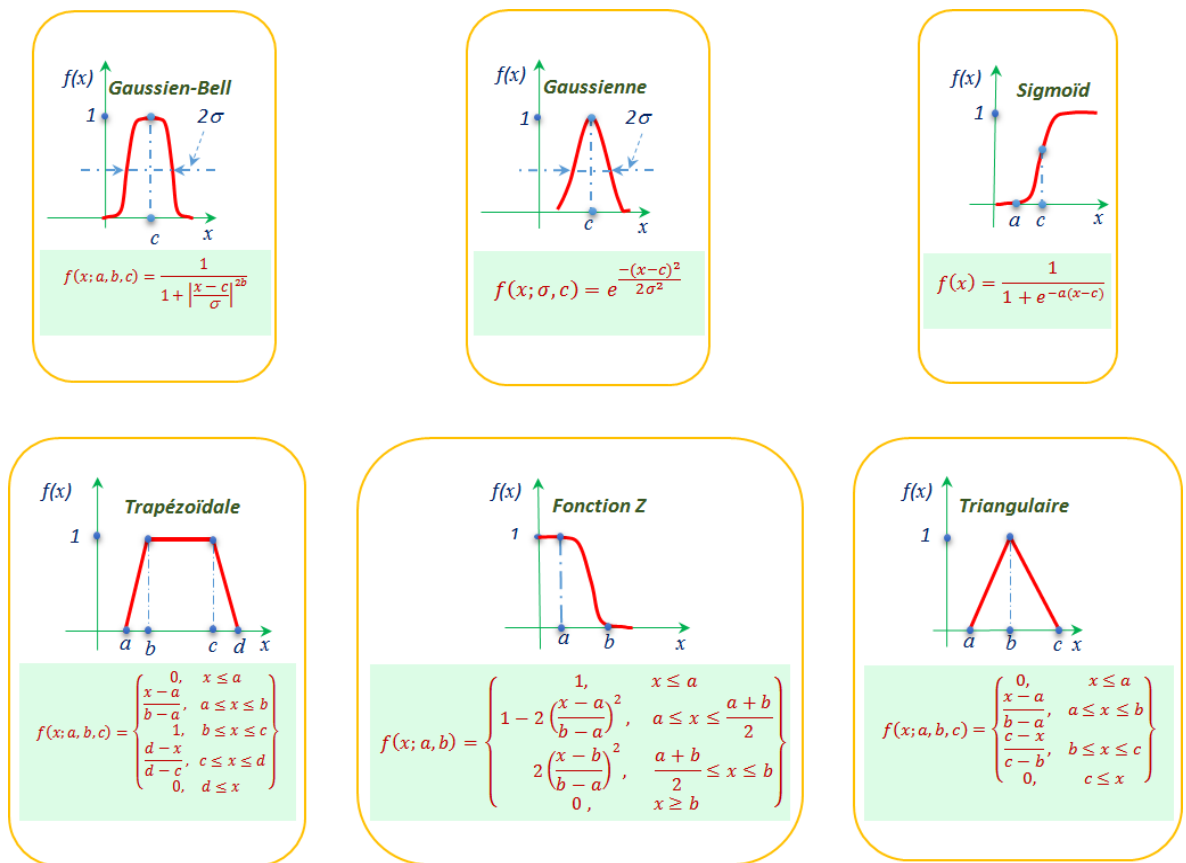


Figure 2.3 : Différents formes de fonctions d'appartenance.

• **Triangulaire :**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{a-x}{a-b} & \text{si } x \in [a, b] \\ \frac{x-c}{b-c} & \text{si } x \in [b, c] \end{cases} \quad (2.1)$$

- **Trapèze :**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} \text{ si } x \in [a, b] \\ 1 \text{ si } x \in [b, c] \\ \frac{x-d}{c-d} \text{ si } x \in [c, d] \end{cases} \quad (2.2)$$

- **Gaussienne:**

$$\mu_A(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-a}{\theta}\right)^2\right) \quad (2.3)$$

- **Singleton :**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} m & \text{pour } x = a \\ 0 & \text{pour } x \neq a \end{cases} \quad (2.4)$$

2.2.3. Structure interne d'un système flou

De manière classique, le fonctionnement interne d'un système flou repose sur la structure présentée par la figure (2.4) qui inclut quatre blocs [19]:

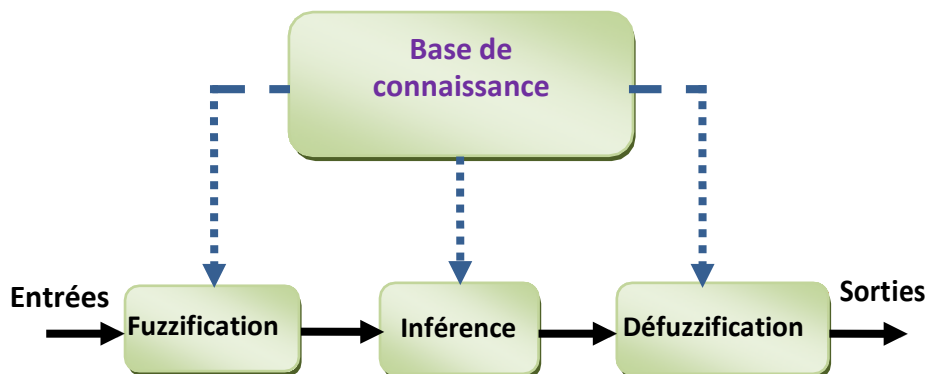


Figure 2.4 : Structure interne d'un système flou.

2.2.3.1. Base de connaissances

Elle contient les définitions des fonctions d'appartenance (formes et paramètres) associées aux variables d'entrée/sortie ainsi que l'ensemble des règles floues.

2.2.3.2. Fuzzification

C'est la transformation des grandeurs physiques (entrées) en valeurs linguistiques (sous ensemble flou) représentés par leurs fonctions d'appartenance qui peuvent être traitées, ensuite par le mécanisme d'inférence [20]. Un exemple de fuzzification est illustré sur Figure (2.5).

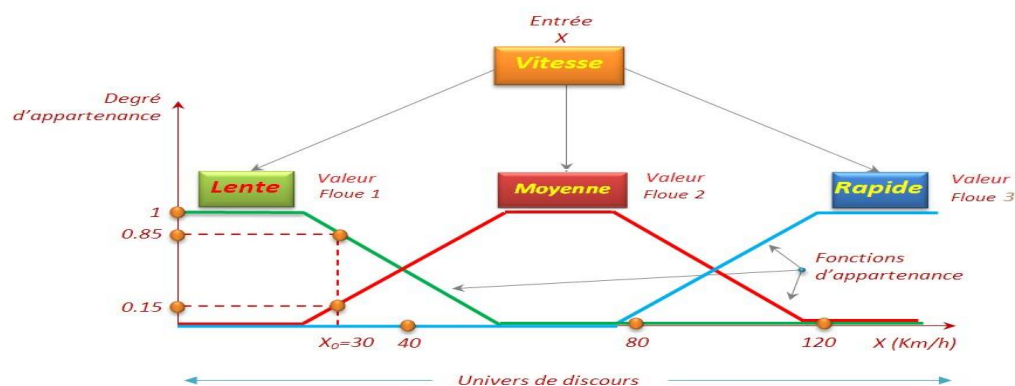


Figure 2.5 : Exemple de fuzzification.

2.2.2.3. Mécanisme d'inférence

Consiste d'une part à calculer le degré de vérité des différentes règles du système et d'autre part à associer à chacune de ces règles une valeur de sortie.

Cette valeur de sortie dépend de la partie conclusion des règles qui peut prendre plusieurs formes.

2.2.2.4. Défuzzification

Consiste à remplacer l'ensemble des valeurs de sorties des différentes règles résultant de l'inférence par une valeur numérique unique représentative de cet ensemble. Dans le cas des règles de type Sugeno, le calcul se fait simplement par une somme normalisée des valeurs associées aux règles floues [16].

Les différentes méthodes de défuzzification, comme est indiqué la figure (2.6), sont: centre de gravité (COG), moyenne des maxima (MOM), bissectrice de la zone (BIS), plus grand maximum (LOM), plus petit maximum (SOM). En plus, la moyenne pondérée est utilisée dans certains types de systèmes flous [19].

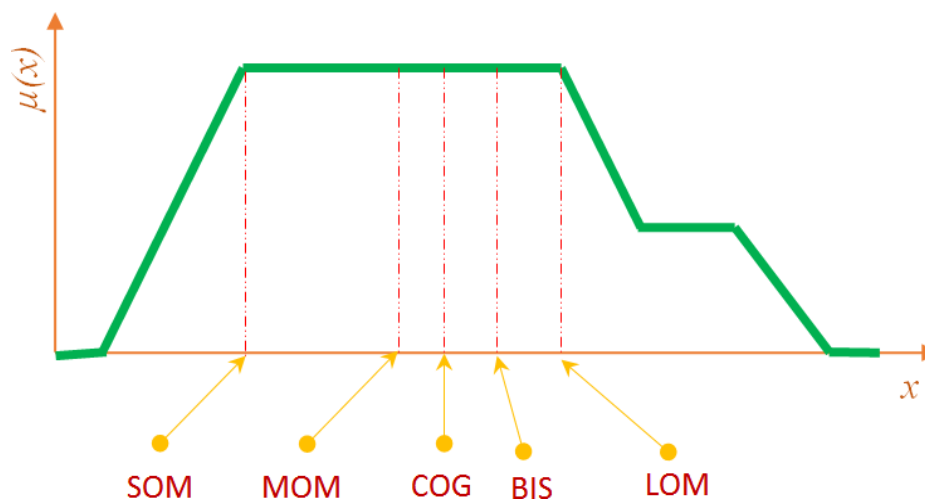


Figure 2.6 : Méthodes de défuzzification.

2.2.4. Création du système flou

La création d'un système d'inférence, comme est présenté sur la figure (2.7) passe par les étapes:

- ✓ Choix de la structure à adopter (Mamdani, Tsukamoto ou Sugeno), les entrées/sorties, l'univers de discours, les opérateurs flous, la méthode de défuzzification, les valeurs floues et leurs fonctions d'appartenance pour chaque entrée.
- ✓ Présentation de la base des règles.
- ✓ Test du fonctionnement du système.

Le logiciel Matlab offre une boîte à outils très riche pour le développement des systèmes flous, avec une application pour le développement graphique qui simplifie la tâche de conception.

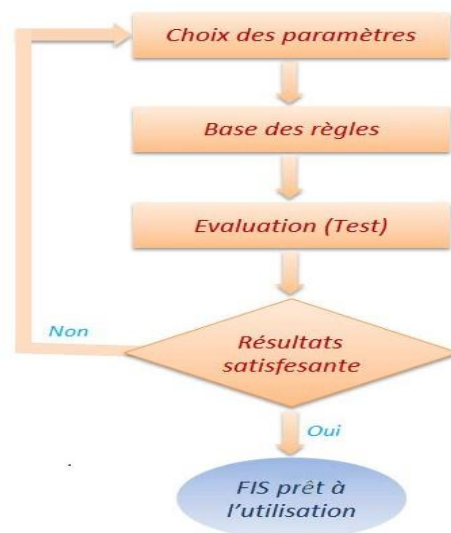


Figure 2.7: Etapes de création d'un système d'inférence flou (SIF).

2.2.5. Domaines d'application

Les principaux domaines de recherche et d'application de la logique floue sont les suivants [3]:

- Automatisation de la production du fer et de l'acier, purification de l'eau, chaînes démontage et robots de fabrication.
- Commande des instruments (capteurs, et instruments de mesure), et reconnaissance de voix et de caractères.
- Conception, jugement et décision (consultation, investissement et développement, horaires de train).

- Commande des unités arithmétiques, des micro-ordinateurs, et réalisation des opérateurs.
- Traitement d'information telles que les données, recherche de l'information, modélisation des systèmes, ...etc.

2.2.6. Avantages et inconvénients de la logique floue

Parmi les avantages et les inconvénients de la commande par logique floue on cite :

2.2.6.1 .Avantages

- La théorie est simple et s'applique à des systèmes complexes.
- Pas de modèles mathématiques requis du procédé à asservir.
- Robustesse de la commande floue vis à vis des incertitudes.
- Une interprétation et implémentation simple.

2.2.6.2 .Inconvénients

- Technique de réglage essentiellement empirique.
- Ne peut pas apprendre.
- Il n'existe pas de théorie générale qui caractérise rigoureusement la stabilité, la robustesse.
- Adaptation difficile au changement de l'environnement.
- Aucunes méthodes formelles pour l'ajustement.

2.3. Réseaux de neurones

2.3.1. Définition

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit [21]. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.

2.3.2. Neurone Formel

D'une manière très réductrice, un neurone biologique est une cellule qui se caractérise par :

- Des synapses, les points de connexions avec les autres neurones, fibres nerveuses.
- Les dendrites, les entrées du neurone.
- L'axone, ' la sortie' du neurone vers d'autres neurones ou fibres musculaires.
- Le noyau qui active la sortie en fonction du stimulus en entrée.

Par analogie, le neurone formel voir figure (2.8) est une fonction non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées, il se caractérise par un état interne $s \in S$, des signaux d'entrée x_1, \dots, x_N et une fonction de transition d'état f comme suit :

$$s = h(x_1, \dots, x_N) = f(w_0 + \sum_{j=1}^N w_j x_j) \quad (2.5)$$

$$O_i = g(u_i) \quad (2.6)$$

Où:

x_j : représente l'entrée j connectée au neurone i .

b_i : le seuil interne du neurone.

w_{ij} : désigne le poids de la connexion reliant l'entrée j au neurone i

O_i = est la sortie du neurone

g : sa fonction d'activation

La fonction de transition est une transformation d'une combinaison des signaux d'entrée. Cette combinaison est déterminée par un vecteur de poids (w_0, \dots, w_N) associé à chaque neurone et dont les valeurs sont estimées dans la phase d'apprentissage, β_0 étant appelé le biais du neurone, il constitue la mémoire ou la connaissance répartie du réseau [22].

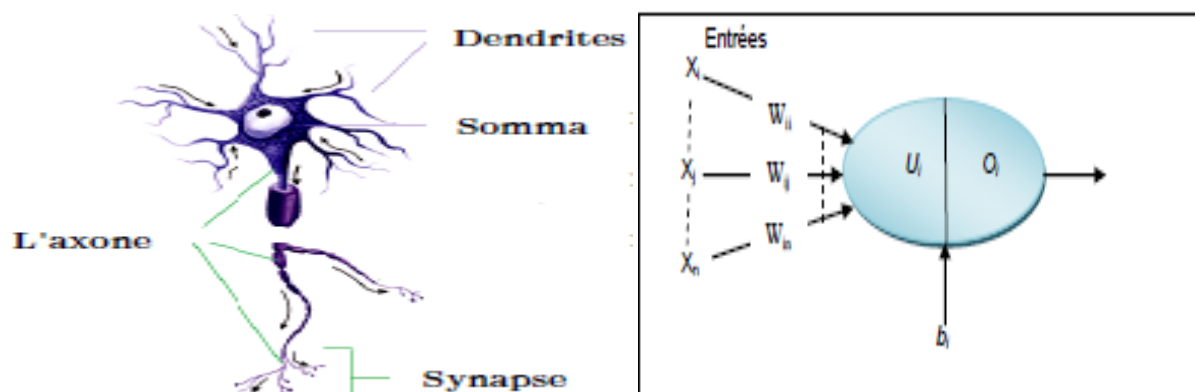


Figure 2.8 : Neurone biologique et neurone formel.

2.3.3. Structure d'un neurone artificiel

Les entrées du neurone sont désignées par x_i ($i=1..n$). Les paramètres w_i reliant les entrées aux neurones sont appelés poids synaptiques ou tout simplement poids. La sortie du neurone est donnée par : $\text{Sortie} = f(x)$, avec :

$$x = \sum_{i=1}^n w_j x_j \quad (2.7)$$

x : est l'état d'activation du neurone (également appelé état ou activité).

f : est la fonction d'activation du neurone.

Conformément au modèle biologique, les fonctions d'activation sont généralement croissantes et bornées.

Les fonctions les plus connues sont la fonction signe, la fonction linéaire saturée et la fonction sigmoïde. Leur choix revêt une importance capitale comme nous le verrons par la suite [4].

Les réseaux de neurones sont constitués des neurones élémentaires connectés entre eux par l'intermédiaire des poids qui jouent le rôle des synapses. L'information est portée par la valeur de ces poids tandis que la structure du réseau de neurones ne sert qu'à traiter cette information et à l'acheminer vers la sortie.

Le réseau de neurones fait partie des réseaux adaptatifs Non-linéaires, cela signifie que ses agents (neurones) s'organisent et modifient leurs liens mutuels lors d'une procédure fondamentale qu'est l'apprentissage. Pour une tâche précise, l'apprentissage du réseau de neurone consiste donc à adapter les différents poids w_i [4].

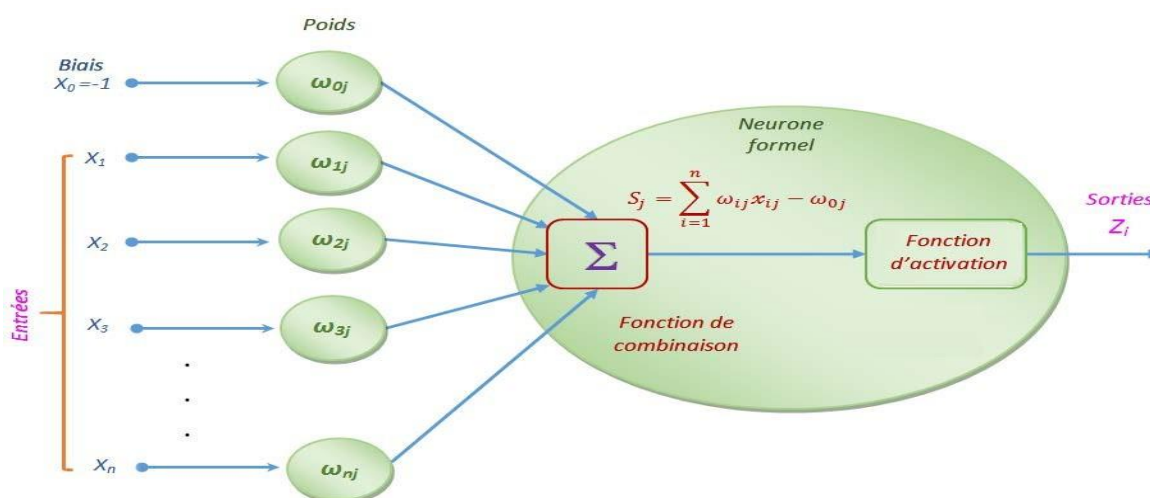


Figure 2.9: Représentation d'un neurone.

2.3.4. Apprentissage dans les réseaux de neurones

2.3.4.1. Définition

L'apprentissage dans le contexte des réseaux de neurones, est le processus de modification des poids de connexions (y compris les biais) ou plus rarement du nombre de couches et de neurones, afin d'adapter le traitement effectué par le réseau à une tâche particulière [2].

La phase de l'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré [23].

2.3.4.2. Type d'apprentissage

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il existe trois types selon l'intervention ou non d'un superviseur :

2.3.4.2.1. L'apprentissage supervisé : Le but de l'apprentissage supervisé est d'inculper un comportement de référence au réseau. On suppose alors qu'à chaque patron d'entrée

est associée une sortie désirée qui spécifie les valeurs de sortie. L'apprentissage se déroule de la façon suivante :

On présente au réseau des entrées et au même temps les sorties que l'on désirerait pour cette entrée. Le réseau doit alors se reconfigurer. C'est-à-dire calculer ses poids afin que la sortie qu'il donne corresponde bien à la sortie désirée [23].



Figure 2.10 : Apprentissage Supervisé.

2.3.4.2.2. L'apprentissage semi- supervisé : Ce mode D'apprentissage, suppose qu'un comportement de référence n'est pas possible, mais en revanche, il est possible d'obtenir des indications qualitatives (vrai, faux, ...) sur les performances du réseau [2].

2.3.4.2.3. L'apprentissage non supervisé : Dans cet apprentissage, les données ne contiennent pas d'informations sur la sortie désirée. Il n'y a pas de superviseur. La tâche du réseau consiste, par exemple dans ce cas, à créer des regroupements de données selon des propriétés communes (classification) [16].

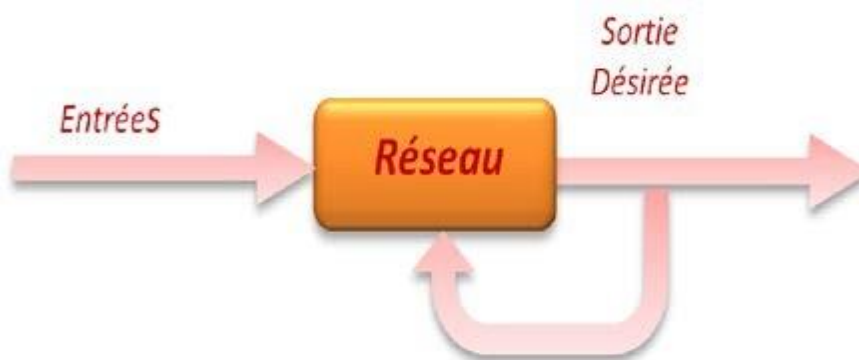


Figure 2.11 : Apprentissage non-supervisé.

2.3.5. Architecture du réseau de neurone

On distingue deux structures de réseau, en fonction du graphe de leurs connexions, c'est-à dire du graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les «connexions» entre eux-ci :

- Les réseaux de neurones statiques (ou non bouclés).
- Les réseaux de neurones dynamiques (ou bouclés).

2.3.5.1. Réseaux de neurones non bouclés

Dans ce type de structure dite 'feed-forward', la propagation de l'information se fait uniquement de l'entrée vers la sortie. Les neurones de la même couche peuvent se connecter uniquement avec les neurones de la couche suivante. L'architecture la plus utilisée est le perceptron multicouche [24].

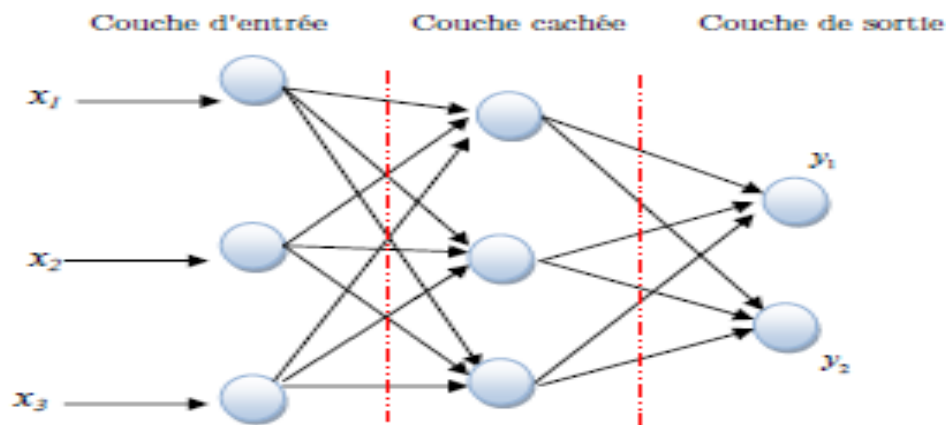


Figure 2.12 : Réseaux non bouclés.

2.3.5.2. Réseaux de neurones bouclés

Un réseau dynamique ou récurrent possède la même structure qu'un réseau multicouche muni de rétroactions. Les connexions rétroactives peuvent exister entre tous les neurones du réseau sans distinction, ou seulement entre certains neurones (les neurones de la couche de sortie et les neurones de la couche d'entrée ou les neurones de la même couche par exemple). La figure (2.13) montre deux exemples de réseaux récurrents. Le premier est un simple multicouche qui utilise un vecteur d'entrée qui contient les copies des activations de la couche de sortie du réseau et le deuxième est un réseau à mémoire se distinguant du premier par la présence des unités mémoires (Sastry, Santharam et Unnikrishnan, (1994) [16].

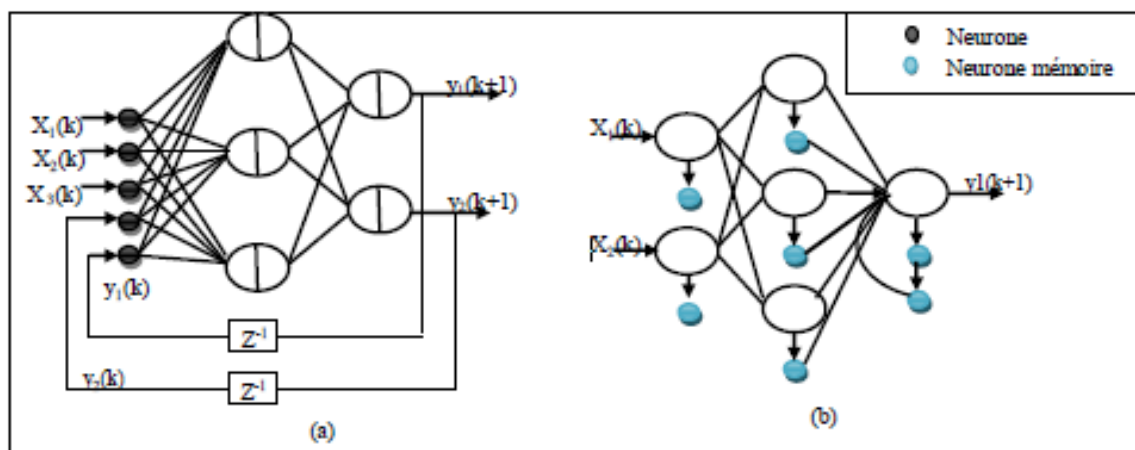


Figure 2.13: Réseau de neurone bouclé.

2.3.6. Algorithme de rétro propagation du gradient (RPG)

L'algorithme de rétro-propagation (back propagation) est l'un des algorithmes supervisés les plus utilisés pour l'apprentissage des réseaux de neurones. C'est d'ailleurs à sa découverte au début des années 80 que l'on doit le renouveau d'intérêt pour les réseaux de neurones. L'objectif de cet algorithme est de modifier les poids du réseau dans le sens contraire du gradient du critère de performance [2].

Si on calcule la dérivée partielle de l'erreur quadratique par rapport aux poids des connexions (gradient), il est possible de déterminer la contribution des poids à l'erreur générale, et de corriger ces poids de manière à se rapprocher du résultat souhaité. La correction par itération corrige plus ou moins fortement les poids par l'intermédiaire d'un coefficient η , [11]. Après un certain nombre d'itérations, où on n'est satisfait du classement des exemples de notre base d'apprentissage, on fixe les poids qui constituent aussi des frontières entre les classes.

2.3.6.1. Définition du réseau

Soit un réseau multicouche défini par:

- Une couche d'entrée à m cellules d'entrées. Ces cellules ne sont pas des neurones mais simplement des entrées $x_i = e_i$ du réseau
- Une couche cachée qui contient n neurones qui ont une fonction d'activation y_i
- Une couche de sortie à p neurones qui ont une fonction d'activation z_k
- $n * m$ connexions entre la couche d'entrée et la couche cachée, chacune pondérée par v_{ji}
- $m * p$ connexions entre la couche cachée et la couche de sortie, chacune pondérée par w_{kj}

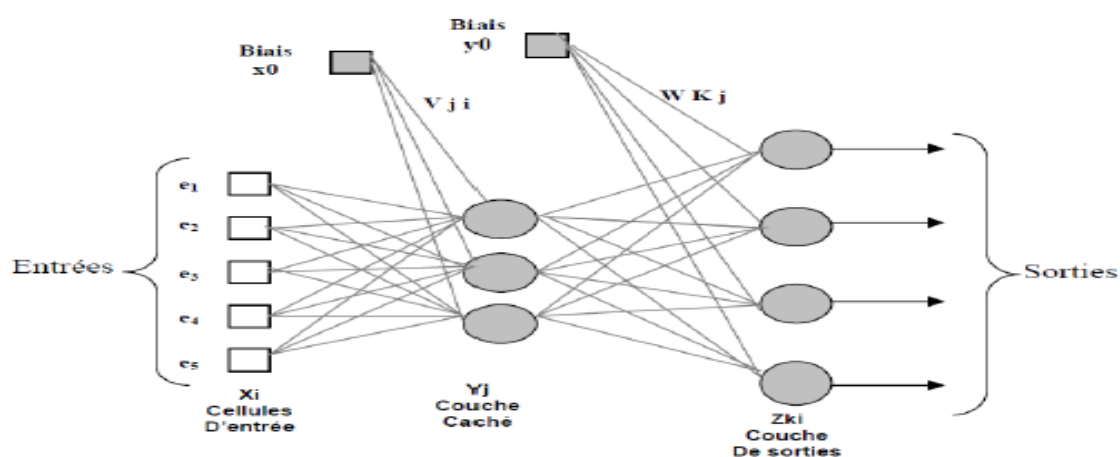


Figure 2.14 : Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties.

2.3.6.2. Etapes de l'algorithme

- ✓ **Etape 1 :** Initialisation au hasard ou aléatoire des poids des connexions v_{ji} et w_{kj} .
- ✓ **Etape 2 :** Propagation des entrées $x_i = e_i$.

- On propage vers la couche cachée :

$$\mathbf{y}_n = f(\sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i \mathbf{v}_{ji} + \mathbf{x}_0); \quad (2.8)$$

- Puis de la couche cachée vers la couche de sortie

$$\mathbf{z}_k = f(\sum_{j=1}^n \mathbf{y}_j \mathbf{w}_{kj} + \mathbf{y}_0); \quad (2.9)$$

Les valeurs et sont des Biais, f est la fonction d'activation qu'on a choisie ou' on a définit notre réseau MLP.

- ✓ **Etape 3:** rétro propagation de l'erreur pour chaque neurone de la couche de sortie on calcule l'erreur, c'est-à-dire la différence entre la sortie désirée et la sortie réelle (obtenu). Z_K .

$$E_K = Z_h (1-Z_k) (s_k - Z_k) \quad (2.10)$$

On propage cette erreur sur la couche cachée ; l'erreur de chaque neurone de la couche cachée Est donnée par :

$$\mathbf{F}_k = \mathbf{y}_j (1 - \mathbf{y}_j) \sum_{k=1}^p \mathbf{w}_{kj} \mathbf{E}_K \quad (2.11)$$

- ✓ **Etape 4 :** Correction des poids des connexions Il reste maintenant la modification des

Poids des connexions et aussi les biais.

- Entre la couche d'entrée et la couche cachée :

$$\begin{cases} \Delta \mathbf{v}_{ji} = \eta \mathbf{y}_j \mathbf{F}_j \\ \Delta \mathbf{x}_0 = \eta \mathbf{F}_j \end{cases} \quad (2.12)$$

- Entre la couche cachée et la couche de sortie:

$$\begin{cases} \Delta \mathbf{w}_{kj} = \eta \mathbf{z}_k \mathbf{E}_K \\ \Delta \mathbf{y}_0 = \eta \mathbf{E}_K \end{cases} \quad (2.13)$$

- η Etant un paramètre qu'il reste à déterminer Boucler a l'étape 2: jusqu'à un critère d'arrêt à définir.

2.3.7. Conception d'un réseau de neurones

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent [4]:

- _ La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui Ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- _ La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des Performances du réseau de neurones.
- _ La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une Approximation satisfaisante.
- _ La réalisation de l'apprentissage.

_ L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage

2.3.8. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

2.3.8.1. Avantages des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones représentent plusieurs avantages parmi lesquels on peut citer par exemple [2]:

- ✓ La rapidité et l'efficacité de traitement des grands corpus.
- ✓ Un taux d'erreur très faible par rapport aux autres méthodes d'intelligence artificielle.
- ✓ Les réseaux de neurones ne nécessitent pas l'utilisation de modèles mathématiques très complexes pour leur fonctionnement. En effet, grâce à leur capacité d'apprentissage, ils se basent principalement sur les modèles de données à traiter.

2.3.8.2. Inconvénients des réseaux de neurones

Malgré les grands avantages que représentent les réseaux de neurones, ils ont aussi des inconvénients qu'on peut résumer dans les points suivants [2]:

- ✓ La lenteur d'apprentissage.
- ✓ Les résultats obtenus ne sont pas interprétables. En effet, le réseau généré par ce type d'algorithmes est considéré comme une boîte noire, c'est-à-dire que l'utilisateur n'a aucune information explicite sur le fonctionnement interne. En cas d'erreurs, il estime possible de déterminer la cause de cette erreur.
- ✓ La convergence des résultats des réseaux de neurones est incertaine.
- ✓ Les réseaux de neurones ne permettent pas l'intégration des connaissances a priori pour le traitement de nouvelles données.

2.3.9. Applications

Depuis leur apparition, les réseaux de neurones ont été largement utilisés dans plusieurs domaines. On peut citer [25] :

- **Industrie**: Contrôle qualité, diagnostic de panne, corrélations entre les données fournies par différents capteurs, analyse de signature ou d'écriture manuscrite...
- **Finance**: Prévision et modélisation du marché (cours de monnaies...), sélection d'investissements, attribution de crédits.
- **Télécommunications et informatique** : Analyse du signal, élimination du bruit, reconnaissance de formes (bruits, images, paroles), compression de données, etc.
- **Environnement** : Evaluation des risques, analyse chimique, prévisions et modélisation météorologiques, gestion des ressources.
- Modélisation des données statistiques
- Modélisation des processus dynamiques non linéaires.

- Prédiction des séries temporelles.
- Commande des processus.

2.4. Systèmes neuro-flous

2.4.1. Définition des systèmes neuro-flous

Les systèmes neuro-flous sont des systèmes flous formés par un algorithme d'apprentissage inspiré de la théorie des réseaux de neurones. La technique d'apprentissage opère en fonction de l'information locale et produit uniquement des changements locaux dans le système flou d'origine comme il est montré sur la figure (2.15). Les règles floues codées dans le système neuro-flou représentent les échantillons imprécis et peuvent être vues en tant que prototype imprécis des données d'apprentissage.

Un système neuro-flou ne devrait par contre pas être vu comme un système expert (flou), et il n'a rien à voir avec la logique floue dans le sens strict du terme. On peut aussi noter que les systèmes neuro-flous peuvent être utilisés comme des approximations universelles, [26]. Les développements actuels sur ce type de problématique montrent que les performances des NF dépassent celles d'autres méthodes aussi bien en termes de précision des résultats que d'efficacité d'apprentissage [27].

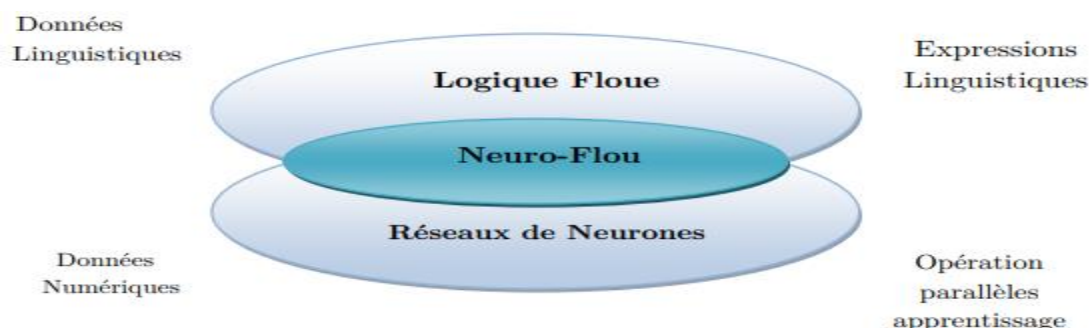


Figure 2.15: Représentation d'un système neuro-flou.

De plus, les règles d'un système neuro-flou sont transparentes, ce qui permet la validation et la manipulation par un expert. Enfin, les systèmes NF sont très prometteurs dans les cas où les données disponibles sont limitées.

2.4.2. Architecture des systèmes neuro-flous

Diverses associations de ces deux méthodes (réseaux de neurones, logique floue) ont été développées depuis 1998 à nos jours et sont le plus souvent orientées vers la commande de systèmes complexes et les problèmes de classification. Il existe quatre grandes catégories ces combinaisons des réseaux de neurones avec la logique floue: réseaux flou neuronal, système neuronal/flou simultanément, modèles neuro-flous coopératifs et modèles neuro-flous hybrides. Ces techniques floues sont utilisées pour

augmenter les possibilités d'apprentissage ou l'exécution d'un réseau neuronal [27].

2.4.2.1. Réseaux Neuronaux flou

Ce sont les réseaux de neurones qui utilisent les méthodes floues pour un apprentissage rapide, ceci s'effectue par la création d'un réseau de neurones qui opère sur des données floues en entrée.

2.4.2.2. Système neuronal/flou simultanément

Le réseau neuronal et le système flou fonctionnent ensemble sur la même tâche, mais sans s'influencer. Aucun des systèmes ne détermine les paramètres de l'autre. Ils peuvent réaliser l'extraction de règles floues, en analysant les corrélations qui existent entre les entrées et les sorties du réseau de neurones et explicitent alors les connaissances obtenues par un réseau de neurones en établissant une interface entre connaissances numériques et connaissances symboliques. Habituellement le réseau neuronal traite les entrées, ou post-traite les sorties du système flou figure (2.16) [23].

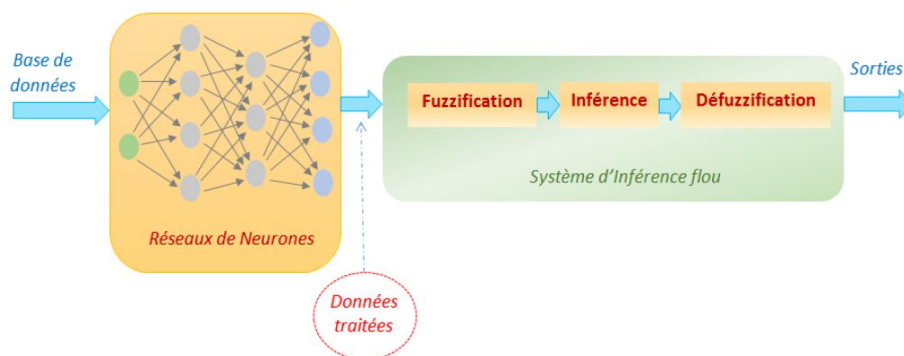


Figure 2.16 : Association en série d'un réseau de neurone et d'un système flou.

2.4.2.3. Modèles neuro-flous coopératifs

Le réseau de neurone est employé pour déterminer les paramètres (les règles et les ensembles flous) d'un système flou. Après la phase d'apprentissage, le système flou fonctionne sans le réseau de neurone. C'est une forme simple des systèmes neuro-flous figure (2.17) [26].

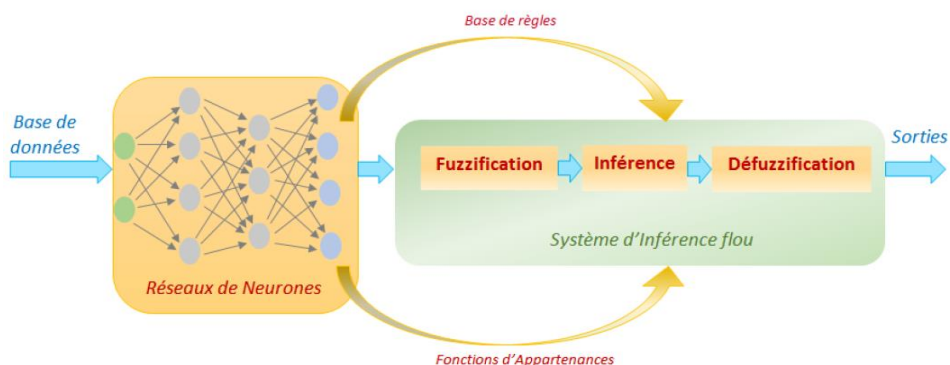


Figure 2.17: Système neuro-flou coopératifs

2.4.2.4. Modèles neuro-flous hybrides

Les approches NF modernes sont de cette forme. Un réseau neuronal et un système flou sont combinés dans une architecture homogène. Le système peut être interprété comme un réseau neuronal spécial avec des paramètres flous ou comme un système flou mis en application sous une forme distribuée parallèle [21]. Plusieurs architectures mettant en œuvre cette approche hybride, sont décrites dans la littérature. Parmi ces architectures les plus utilisées on peut citer l'architecture ANFIS.

2.4.3. Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS)

Le système ANFIS est un réseau adaptatif proposé par Jang. Ce système peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système flou. Il est composé d'un ensemble de neurones connectés entre eux par des connexions directes. Chaque neurone modélise une fonction paramétrée ; le changement des valeurs de ses paramètres entraîne le changement de la fonction, de même que le comportement total du réseau adaptatif [23].

2.4.3.1. Architecture de l'ANFIS

Dans un ANFIS, les connexions entre neurones sont seulement utilisées pour spécifier le sens de la propagation des stimulations provenant des autres neurones. Pour la structure d'ANFIS est composée de cinq couches, et les règles de type si prémisses alors conséquent. ANFIS est l'un de tous premiers systèmes neuro-flou qui existent. Il est très cité dans la littérature car il a prouvé son efficacité avec son algorithme d'apprentissage simplifié : la méthode de descente de gradient et la méthode des moindres carrés [27].

L'ANFIS à une architecture posée par cinq couches comme représenté sur la figure suivante :

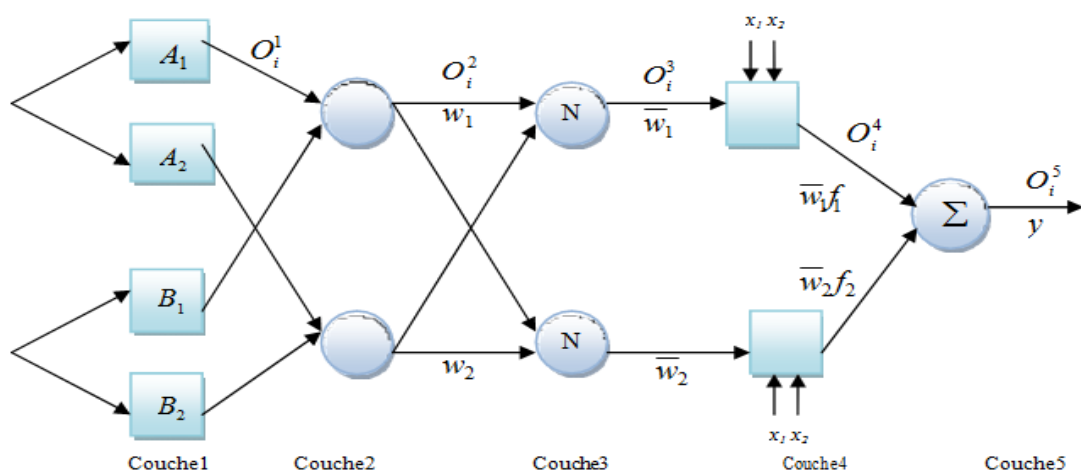


Figure 2.18 : Architecture de l'ANFIS à deux entrées.

La figure (2.18) présente l'architecture d'un ANFIS formalisant le raisonnement de Sugeno du premier ordre, à deux entrées et une sortie et une base de règles constituée de deux règles, dont une règle est exprimée par :

Si x_1 est A_i et x_2 est B_i alors $f_i = p_i + q_i x_2 + r_i$

Correspondant à l'architecture d'ANFIS qui se compose de cinq couches :

Couche 1 (la couche d'entrée)

Les neurones adaptatifs $A_i(B_i)$ calculent les degrés d'appartenance, l'ensemble des paramètres caractérise les fonctions $A_i(B_i)$. Les paramètres correspondant sont appelés paramètres de la prémisse $\{a_i, b_i, c_i\}$.

$$O_i^1 = U_{A_i}(x) \quad (2.14)$$

Généralement $U_{A_i}(x)$ est choisi sous forme de cloche avec son maximum égal à 1 et le minimum égal à 0.

Couche 2 (Fuzzyfication)

Dans cette couche les neurones fixes modélisent l'opérateur "Et" et calculent la valeur de vérité de chaque règle :

$$w_i = U_{A_i}(x) * U_{B_i}(x) \quad (2.15)$$

Couche 3 (Permise des règles)

Les neurones N sont des neurones fixes, ils effectuent la normalisation de la valeur de vérité de la règle (poids).

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (2.16)$$

Couche 4 (Partie conclusion des règles)

Chaque neurone de cette couche est un neurone adaptatif tel que :

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (2.17)$$

Les paramètres $\{p_i, q_i, r_i\}$ sont appelés paramètres de la conséquence.

Couche 5 (Défuzzification)

Elle fait la combinaison de toutes les conclusions, il délivre la réponse du réseau donnée par :

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad (2.18)$$

L'architecture ANFIS est une classe de réseaux adaptatifs proposés par (Jang, 1992). Il peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou.

2.4.3.2. Apprentissage de l'ANFIS

L'algorithme d'apprentissage hybride proposé par Jang est une association de la méthode de descente de gradient et de la méthode d'estimation des moindres carrés. La méthode de descente de gradient permet d'ajuster les paramètres prémisses en fixant les paramètres conséquents alors que la méthode des moindres carrés ajuste les paramètres conséquents en fixant les prémisses [23]. L'apprentissage des neurones flous implique le changement des relations entre les synapses d'entrées et la sortie en agissant sur le poids des entrées. L'adaptation suit en général, la méthode de descente de gradient.

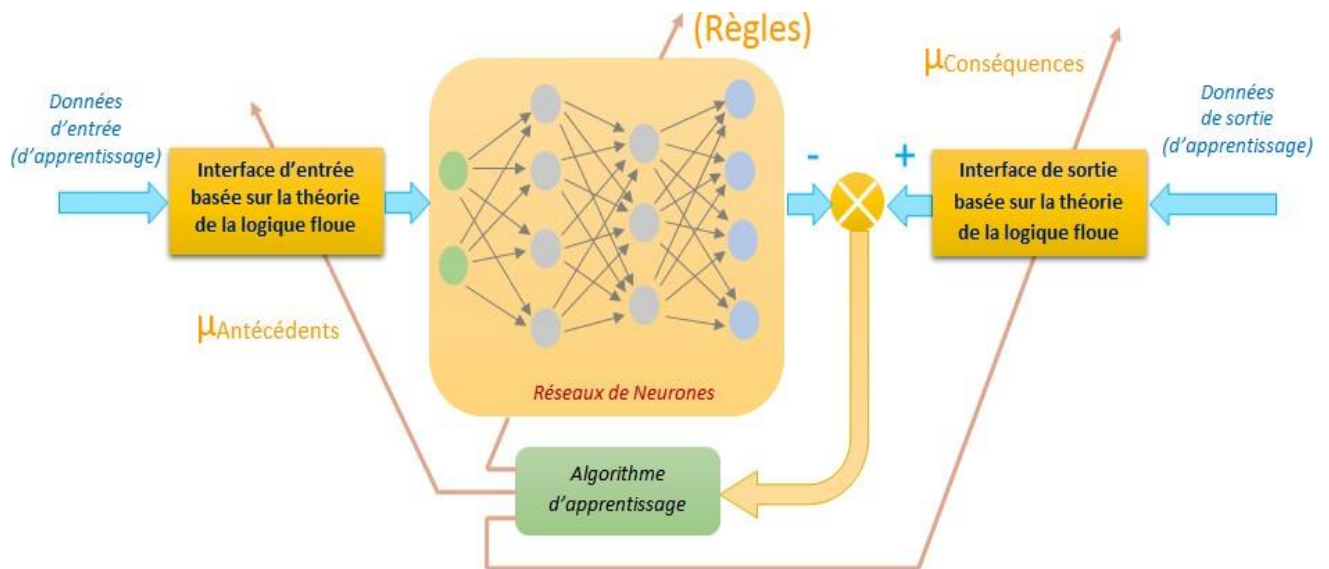


Figure. 2.19 : Synoptique de l'apprentissage des systèmes neuro-flou

2.4.4. Organigramme de base des calculs dans ANFIS

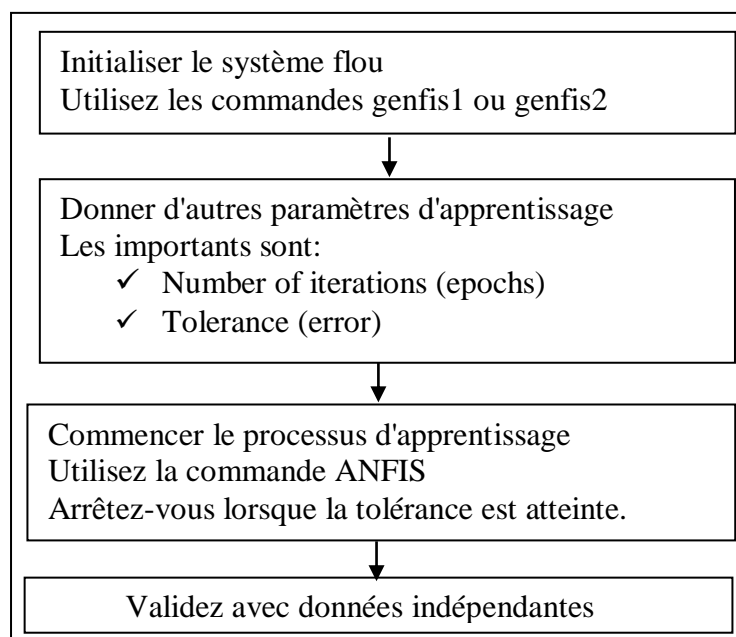


Figure 2.21: Organigramme de base des calculs dans ANFIS [28].

2.4.5. Applications des systèmes neuro-flous

Les premières applications des systèmes neuro-flous sont apparues sur le marché (Japonais et Coréen) en 1991. Quelques exemples incluent des appareils à conditionner de l'air, moquettes, ventilateurs électriques, et traitements de texte. Les systèmes neuro-flous sont utilisés aussi dans l'industrie pour le diagnostic et la prise de décision, où ils sont employés comme des détecteurs ou des classificateurs de pannes.

De plus, ils sont utilisés aussi dans les domaines (médecine, économie, commande des systèmes, mécanique, physique, chimie, etc ...) [19].

2.4.6. Avantage de l'ANFIS

Les avantages de cette technique stratégique sont :

- Exploitation de la connaissance disponible, grâce à la base de règles.
- Réduction de la taille de la base de règles : il suffit d'avoir des règles générales, les détails seront fournis par le RN.
- Réduction de la complexité de l'apprentissage : le RN doit simplement apprendre les cas particuliers ou les exceptions, pas le problème complet.
- Efficacité immédiate dès le début de l'apprentissage et possibilité d'éviter des comportements initiaux erratiques.

2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit quelques principes et concepts fondamentaux de la logique floue et des réseaux de neurones. D'autre part, nous avons présenté les bases nécessaires à la compréhension de la méthode des systèmes hybrides qui combinent la logique floue et les réseaux neuronaux (L'ANFIS). Dans le chapitre suivant nous détaillerons l'utilisation des systèmes neuro-flous pour la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension pour montrer l'utilité de cette nouvelle technique d'intelligence artificielle dans le domaine de la haute tension.

Chapitre 03

Résultats et Validation

3.1. Introduction

Le présent chapitre sera consacré à l'utilisation des réseaux de neurones artificiels , systèmes flous et systèmes neuro-flous pour la prédiction de la tension critique de contournement des isolateurs pollués des lignes haute tension dans des différentes conditions de la conductivité et différents de la pollution.

3.2. L'objet d'essai

Notre travail est basé sur l'objet d'essai utilisé par la référence [3] qui est un isolateur de haute tension de type 1508 B utilisé dans le Sahara algérien. La photo suivante montre sa composition et surtout ces nervures qui seront remplis par une pollution artificielle.



Figure 3.1 : Isolateur 1508B.

3.3. Application de la couche de pollution

La méthode de l'introduction de la pollution artificielle dans les nervures de l'isolateur expliquée dans cette partie du chapitre est la même que celle proposée par la référence [3].

Dans l'analyse du comportement de l'isolateur de type 1508 B artificiellement pollué pour des différentes tensions alternatives appliquées à l'électrode de haute tension.

3.4. Préparation de l'isolateur

La pollution a été introduite comme suit :

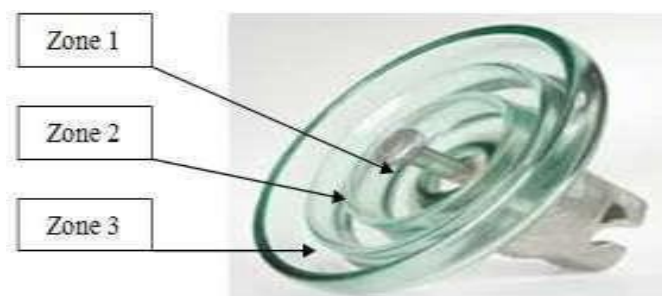


Figure 3.2 : Isolateur réel 1508Bs.

Tableau 3.1. Partition des zones polluées sur les niveaux.

Les zones Les niveaux (ml)	Zone 01	Zone 02	Zone 03
N 01	11.66	13.33	23.33
N 02	23.32	26.66	46.66
N 03	34.98	39.99	69.99

3.5. Méthodes de prédiction de la tension de contournement

3.5.1. Elaboration des bases de données

Dans ce chapitre, nous avons proposé trois approches prédictives de la tension critique de contournement basées sur systèmes flous, les réseaux de neurones artificiels et le système d'inférence neuro-flou. Pour ce faire deux bases de données ont été utilisées pour le développement et la validation des approches proposées:

-Une base d'apprentissage permet d'effectuer l'apprentissage des approches proposées. Cette base de données contient les valeurs calculées de la tension de contournement.

-Une base de test servant à tester les approches proposées et à évaluer ses capacités de généralisation. Elle contient les données expérimentales représentant les valeurs mesurées de la tension de contournement, issues des travaux effectués au laboratoire de haute tension à l'université de Biskra et des travaux réalisés par S. Mebaoudj et H .Mezaour [3].

3.5.2 Indices statistiques pour l'évaluation de la performance de l'ANFIS

Trois indices statistiques de types différents ont été utilisés comme critères d'évaluation dans cette étude : l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) et le coefficient de détermination (R^2).

3.5.2.1. Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)

L'expression de l'erreur RMSE est donnée par :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (3.1)$$

y_t et \hat{y}_t sont respectivement les valeurs réelles et prédites et N est le nombre d'observations.

3.5.2.2. Coefficient de détermination (R^2)

Coefficient de détermination est un indicateur qui permet de juger la qualité de régression linéaire, simple ou multiple. D'une valeur comprise entre 0 et 1, il mesure l'adéquation entre le modèle et les observées (réelles).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^m (y_{tes,k} - y_{pre,k})^2}{\sum_{k=1}^m (y_{tes,k} - \bar{y}_{tes,k})^2} \quad (3.2)$$

Où $\bar{y}_{tes,k}$ est la valeur moyenne de tous les points de données.

3.5.2.3. Erreur absolue moyenne en pourcentage MAPE

L'erreur absolue moyenne en pourcentage MAPE est calculée par l'équation suivante :

$$MAPE = 100\% \cdot \frac{\sum_{k=1}^m |y_{tes,k} - y_{pre,k}| / y_{tes,k}}{m} \quad (3.3)$$

3.5.3. Prédiction de la tension de contournement par la logique floue

3.5.3.1. System d'inférence flou utilisé

La formulation de notre problème en logique floue nécessite la définition :

- ✓ Des entrées et sorties du SIF : Les entrées et sorties choisis pour notre étude sont données dans la figure (3.3).
- ✓ Des univers de discours (intervalles de ces valeurs de vérité) des variables d'entrées et sortie : Ils sont définis dans la figure (3.3).
- ✓ Des caractéristiques floues (valeurs de vérité : ``petit, grand...") : Ils sont mentionnés dans le tableau (3.2).
- ✓ les fonctions d'appartenances des variables d'entrées et sortie : Elles sont montrées dans les figures (3.4-3.9).

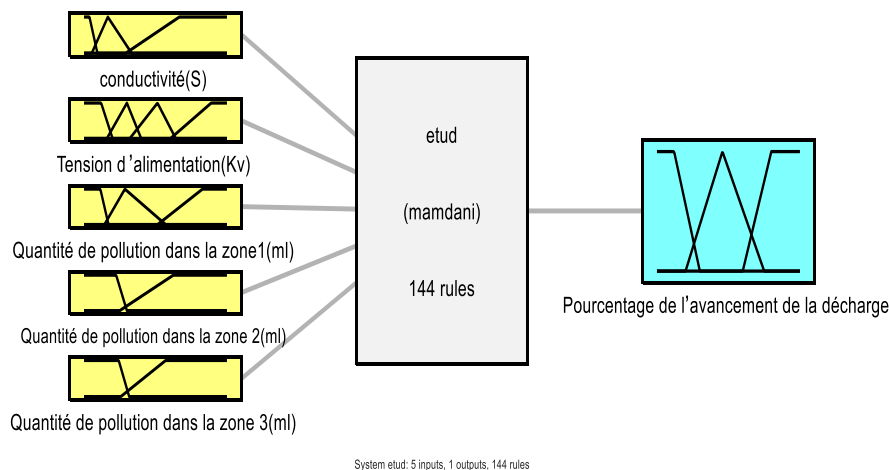


Figure 3.3 : Entrées et sortie du SIF proposés.

3.5.3.1.1. Les entrées et la sortie choisies

On a choisi 5 entrées qui sont :

- ✓ La conductivité de la pollution
- ✓ La tension d'alimentation.
- ✓ La quantité de la pollution dans la zone 1.
- ✓ La quantité de la pollution dans la zone 2.
- ✓ La quantité de la pollution dans la zone 3.

Et on a choisi une seule sortie qui est

- ✓ le pourcentage de l'avancement de la décharge (%).

3.5.3.1.2. Fonctions d'appartenances

L'univers de discours, ainsi que les intervalles flous de chaque variable sont montrés dans les figures (3.4-3.9) qui donnent les formes des fonctions d'appartenance de chaque variable.

A. Fonctions d'appartenances des entrées

A.1. Conductivité

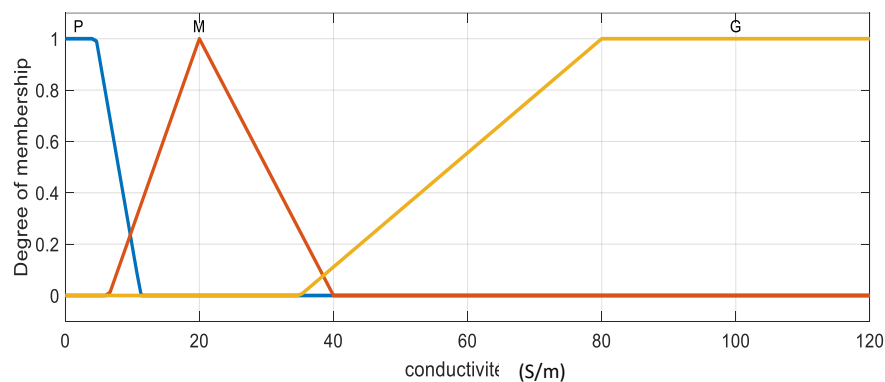


Figure 3.4 : Fonction d'appartenance de la conductivité de pollution.

A.2. Tension d'alimentation

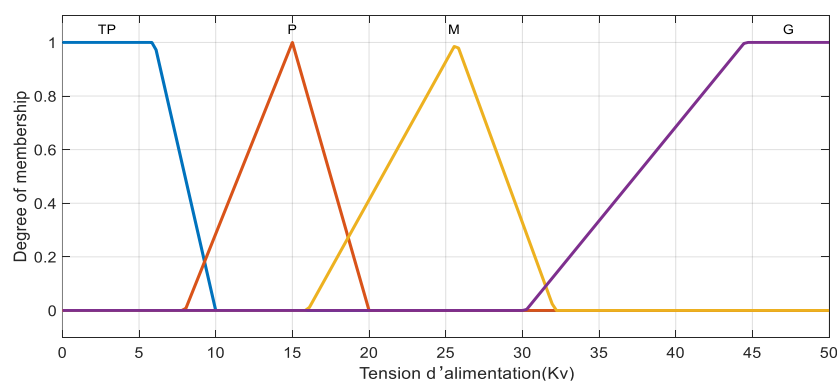


Figure 3.5 : Fonction d'appartenance de la tension d'alimentation.

A.3. Quantité de la pollution dans la zone 1 :

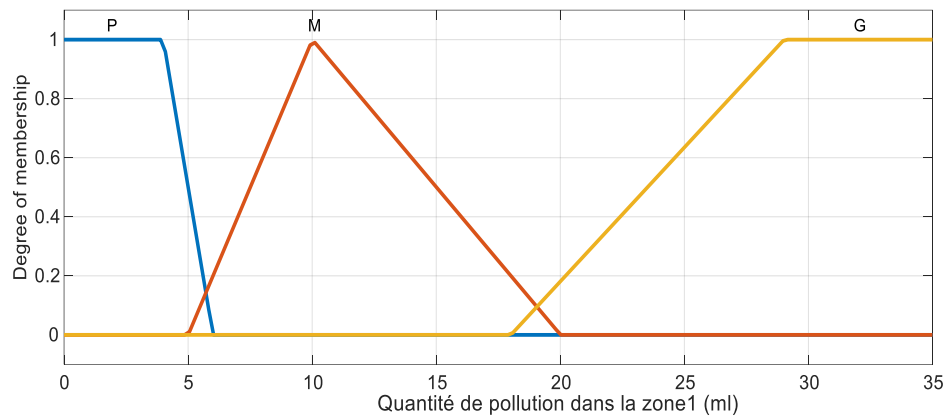


Figure 3.6 : Fonction d'appartenance de la quantité de pollution dans la zone 1.

A.4. Quantité de pollution dans la zone 2

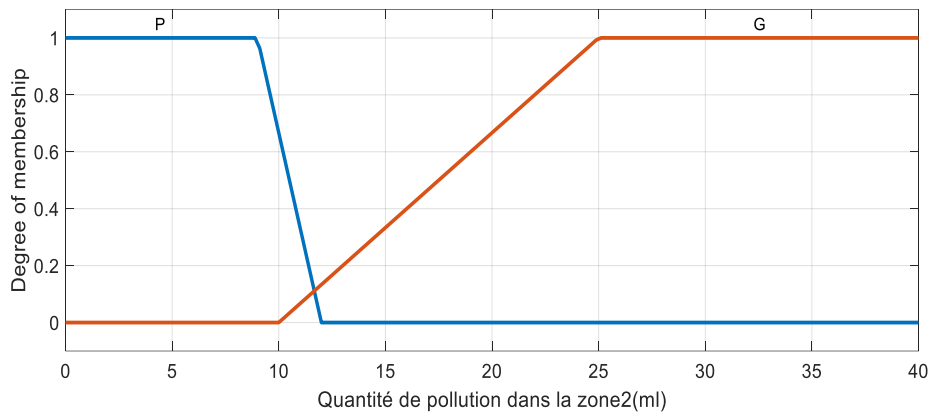


Figure 3.7 : Fonction d'appartenance de la quantité de pollution dans la zone 2.

A.5. Quantité de pollution dans la zone 3

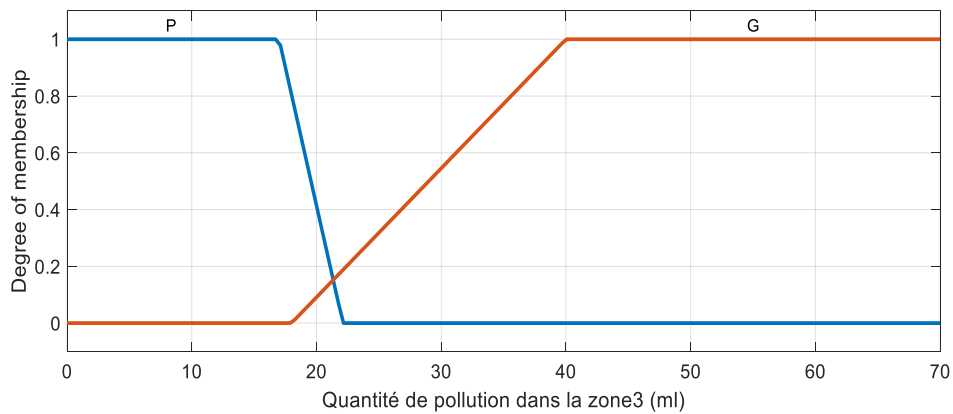


Figure 3.8 : Fonction d'appartenance de la quantité de pollution dans la zone 3.

B. Fonctions d'appartenances de la sortie

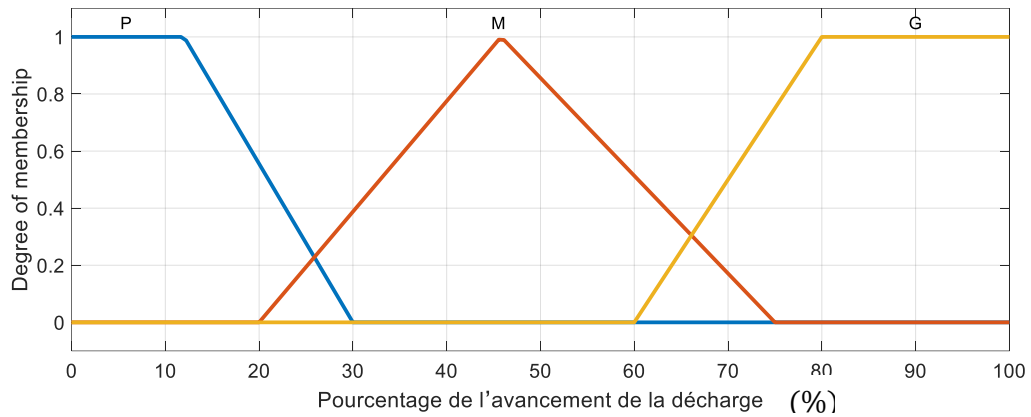


Figure 3.9 : Fonction d'appartenance de pourcentage de l'avancement de la décharge.

3.5.3.1.3. Table d'inférence

Dans l'étape d'inférence, on prend des décisions. En effet, on établit des relations logiques entre les entrées et la sortie tout en définissant les règles d'appartenance. Par la suite, on dresse le tableau de règles d'inférence Tableau (3.2).

Tableau 3.2 L'ensemble des règles floue.

Les entrées			P		G	
			P	G	P	G
P	TP	P	R	R	R	R
		M	R	R	R	R
		G	R	R	R	R
	P	P	R	R	R	R
		M	R	CR	CR	CR
		G	R	CR	CR	C
	M	P	R	CR	CR	C
		M	R	CR	CR	C
		G	R	CR	CR	C
	G	P	R	CR	C	C
		M	R	CR	C	C
		G	CR	C	C	C
M	TP	P	R	R	R	R
		M	R	R	R	R
		G	R	R	R	R
	P	P	R	R	R	CR
		M	R	R	R	CR
		G	R	R	R	CR
	M	P	R	R	CR	CR
		M	R	CR	CR	C
		G	R	CR	CR	C
	G	P	CR	CR	CR	C
		M	CR	CR	CR	C
		G	CR	C	C	C
G	TP	P	R	R	R	R
		M	R	R	R	R
		G	R	R	R	R
	P	P	R	R	R	CR
		M	R	R	R	CR
		G	R	CR	CR	C
	M	P	R	CR	CR	C
		M	R	CR	CR	C
		G	CR	C	C	C
	G	P	CR	C	C	C
		M	CR	C	C	C
		G	C	C	C	C

Les variables linguistiques utilisés dans la table précédente sont :

Variabes d'entrées :

- ✓ P : Petit.
- ✓ TP : Très Petit.
- ✓ M : Moyen.
- ✓ G : Grand.

Variables de sortie :

- ✓ R : Rien.
- ✓ CR : Couronne.
- ✓ C : Contournement.

3.5.3.2. Résultats obtenus

Tableau (3.3) contient des résultats de simulation (prédiction) de la tension de contournement de l'isolateur étudié obtenus par la logique floue et ceux pratiques donnés dans la référence [4].

Tableau 3.3: Résultats de prédiction de la tension de contournement obtenue par la logique floue.

Zones(ml) Conductivité(s/m)	Zone1	Zone2	Zone3	Tension appliqué(kv)	Tests		Evaluation
					Pratiques	Simulation par logique floue	
7.5	11.66	13.33	23.33	45.8000	Contournement	Contournement	✓
	23.32	26.66	46.66	39.7000	Contournement	Contournement	✓
	34.98	39.99	69.99	34.8000	Contournement	Contournement	✓
80	11.66	13.33	23.33	39.5000	Contournement	Contournement	✓
	23.32	26.66	46.66	36.2000	Contournement	Contournement	✓
	34.98	39.99	69.99	33.7000	Contournement	Contournement	✓
120	11.66	13.33	23.33	38.5000	Contournement-	Contournement	✓
	23.32	26.66	46.66	35.4000	Contournement	Contournement	✓
	34.98	39.99	69.99	33.6000	Contournement	Contournement	✓

3.5.4. Prédiction de la tension de contournement par réseaux de neurones

L'approche des réseaux de neurones artificiels (RNA) proposée a été développée sous l'environnement MATLAB, cette dernière a été entraînée pour prédire la tension de contournement des isolateurs pollués des lignes haute tension en utilisant certaines paramètres.

La conductivité, la quantité de pollution dans la zone 1, la quantité de pollution dans la zone 2 et la quantité de pollution dans la zone 3, ont été utilisées en tant que variables d'entrées, tandis que la variable de sortie est la tension de contournement.

Pour la mise en œuvre des réseaux de neurones pour l'estimation de la tension de contournement, nous avons suivi les démarches suivantes composées de quatre étapes principales :

- ✓ Fixer le nombre de couches cachées.
- ✓ Déterminer le nombre de neurones par couche cachée.
- ✓ Choisir la fonction d'activation des neurones.
- ✓ Choisir l'algorithme d'apprentissage.

3.5.4.1. Modèle du réseau de neurone (RNA)

Après la création du réseau en utilisant NNTOOL sous Matlab, il nous reste de définir le nombre des couches cachées et le nombre des neurones par couche cachée.

Afin de déterminer les meilleurs paramètres du réseau (nombre de neurones cachés, nombre des couches cachées) qui donne une prédiction satisfaisante, nous avons fait une série de tests pour le nombre des neurones cachés variant entre 2 à 10 neurones, pour des couches cachées variant entre 3 à 7 qui sont régité par des itérations de 1000 comme l'indique sur le tableau (3.4).

Tableau 3.4. Détermination du nombre de neurones cachés et des couches cachées

Nombre de couches \ Nombre De neurones	3	4	5	6	7
2	11.5708	4.2405	6.2734	1.9129	1.0155
4	0.62957	0.3953	0.30728	0.46464	2.2554
6	0.54005	0.030578	0.25373	0.28148	5.5936
8	0.18786	2.356	0.98968	0.21837	0.36861
10	4.6791	58511.	2.6299	3.5901	4.9442

La sélection des paramètres convenables de réseau des neurones se basant sur le terme d'erreur calculé Tableau (3.4). Après une série d'apprentissage des différents réseaux choisis, nous avons préféré le réseau à 4 couches avec 6 neurones dans les couches cachées, l'erreur calculée pour ce choix est 0,030578.

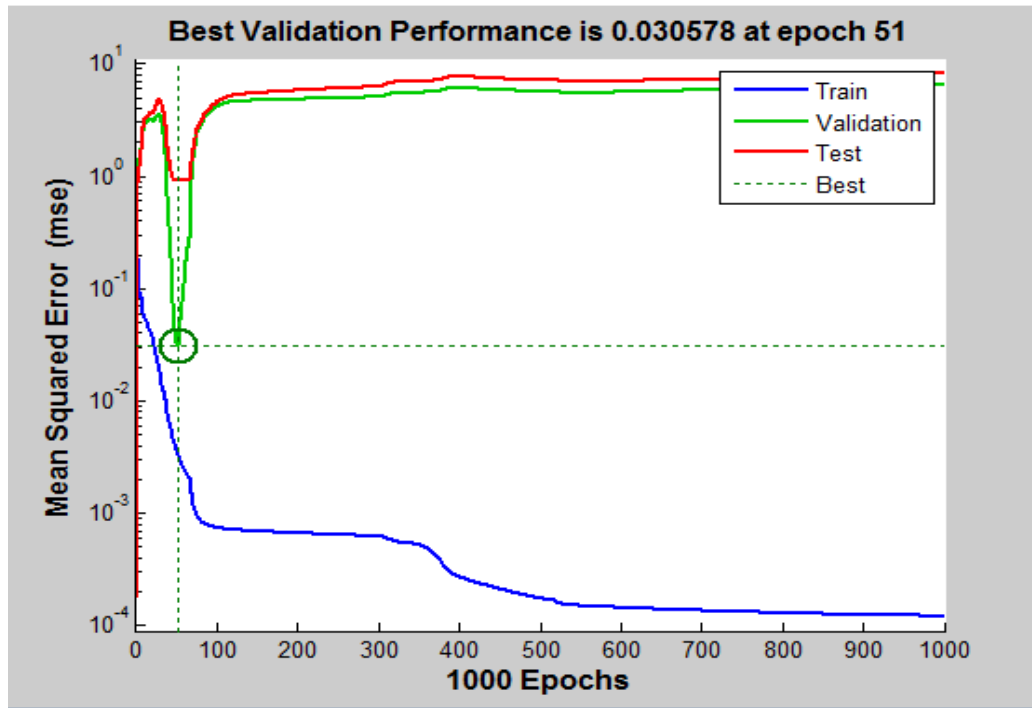


Figure 3.10. Courbe de l'erreur (d'apprentissage de test et de validation).

Les paramètres utilisés dans le modèle RNA sont montrés dans le tableau (3.5)

Tableau 3.5. Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage de RNA.

Paramètres de RNA	
Nombre d'entrées	4*10 ³
Nombre de sortie	1*10 ³
Algorithme d'apprentissage	Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Fonction d'ajustement des poids et seuils	LEARNGDM
Fonction de Performance	Erreur quadratique moyenne (MSE)
Fonctions de Transfert	Fonction de transfert sigmoïde (LOGSIG) pour les couches cachées. Fonction de transfert linéaire (PURELIN) pour la couche de sortie.
Type de réseau	Réseau à propagation vers l'avant (Feed-forward backpropagation)
Nombre de couches cachée	4
Nombre de neurones par couche cachée	6

3.5.4.2. Résultats et discussions

La figure (3.11) présente les valeurs de test et les valeurs correspondantes aux données de l'approche RNA (valeurs estimées) pour le test.

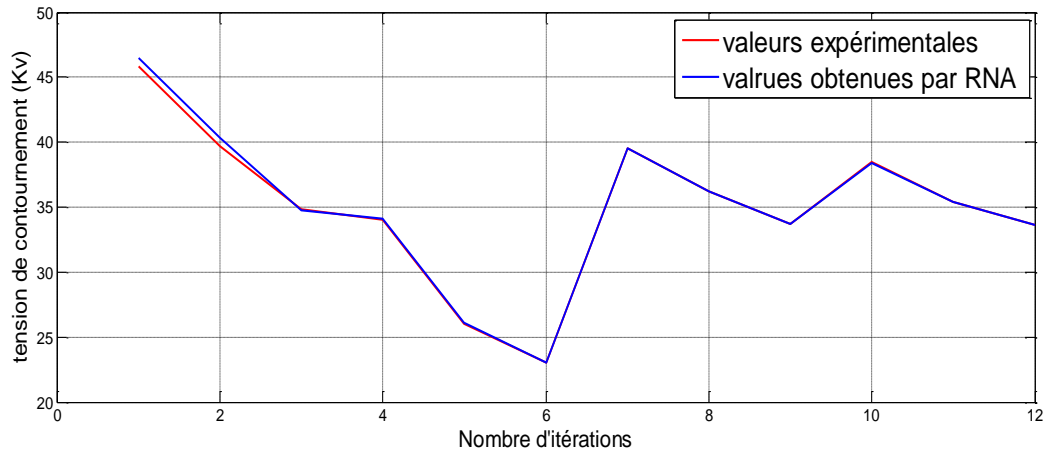


Figure 3.11 : Performance de l’approche RNA pour le test

Les résultats de la régression sont donnés par la figure (3.12). On doit noter que la base de données est subdivisée en 3 parties; l'une est utilisée pour l'apprentissage, la seconde pour la validation, et la dernière pour le test.

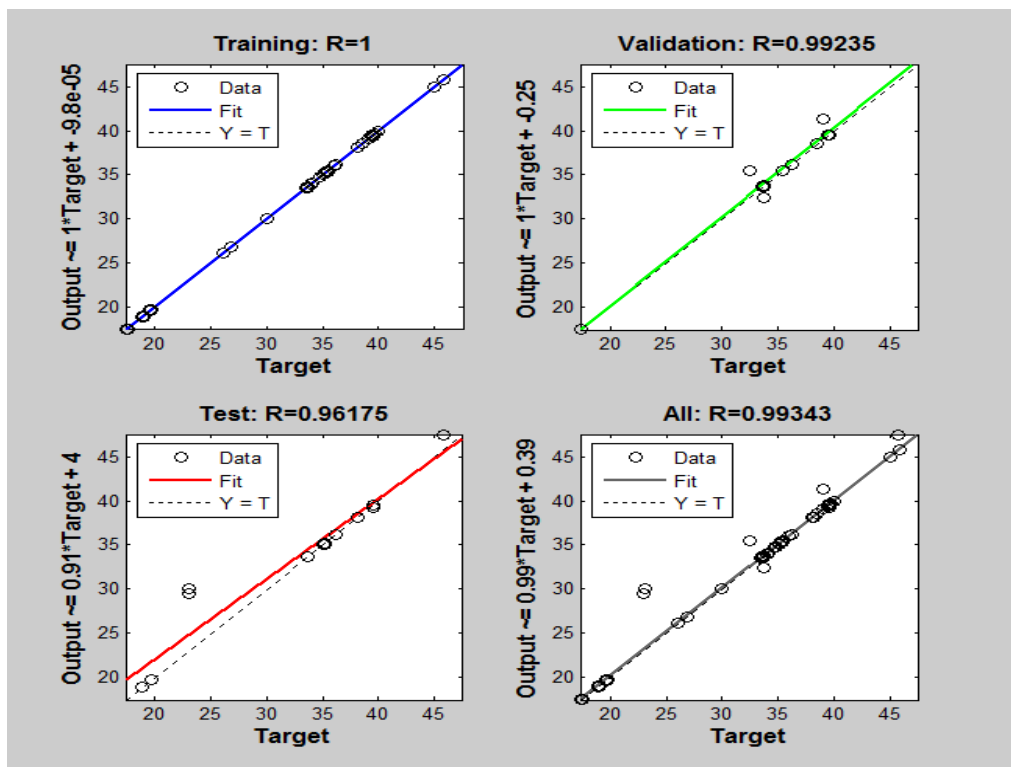


Figure 3.12 : Courbes de régression

Les courbes de régression Figure (3.12) permettent de valider la performance du réseau construit.

- ✓ Les valeurs en ordonnées représentent les sorties du réseau.
- ✓ Les valeurs en abscisses représentent les valeurs désirées.

- ✓ Les cercles en noir représentent les valeurs désirées.
- ✓ Les droites continues représentent l'approximation faite par le réseau.
- ✓ Les droites en pointillé représentent la parfaite approximation.

D'après la figure (3.12), l'apprentissage de notre réseau est parfaitement réalisé, car la valeur de R est approximativement égale à 1 dans le type de courbe à quatre régressions.

Dans le tableau (3.6), nous avons présenté les calculs de l'erreur quadratique MSE et de l'erreur absolue moyenne en pourcentage MAPE.

Tableau 3.6: Critères de performances MSE et MAPE pour RNA.

Tension de test(kV)	Tension obtenue Par RNA (kV)	Erreur relative (%)	Erreur quadratique (MSE)
45.8000	46.4528	1.4253	0.42614
39.7000	40.3528	1.6443	0.42614
34.8000	34.7527	0.1359	0.0022372
34.0000	34.1186	0.3488	0.014065
26.0000	26.1245	0.4788	0.0155
23.0000	23.0106	0.04608	0.00011236
39.5000	39.5027	0.006835	0.00000729
36.2000	36.1993	0.00193	0.0000005
33.7000	33.6710	0.0860	0.000841
38.5000	38.3978	0.26545	0.01044484
35.4000	35.3744	0.07231	0.00065536
33.6000	33.6023	0.0068452	0.00000529
		MAPE=0.3765	MSE=0.07467

3.5.5. Prédiction de la tension de contournement par l'approche Neuro-Floue

Dans cette section , nous avons proposé une autre approche d'estimation de la tension critique de contournement basée sur la technique d'hybridation des réseaux de neurones et de la logique floue (ANFIS), les réseaux de neurones avec leurs capacités d'apprentissage, et la logique floue avec sa capacité de modélisation de connaissances imprécises. En

combinant ces deux techniques pour bénéficier de leurs avantages et concevoir une approche prédictive neuro-floue (ANFIS) adaptative et optimale.

Comme indiqué dans le cas de l'approche RNA, les paramètres: La conductivité, La tension d'alimentation, La quantité de pollution dans la zone 1, La quantité de pollution dans la zone 2 et La quantité de pollution dans la zone 3 ont été utilisées en tant que variables d'entrées, tandis que la variable de sortie est le pourcentage de l'avancement de la décharge.

3.5.5.1. Choix des paramètres du système ANFIS

Il y a beaucoup de paramètres qu'on peut choisir pour obtenir de meilleurs résultats par l'approche ANFIS. Pour le cas le plus fréquent, ces paramètres sont les suivants:

- Le nombre et le type de la fonction d'appartenance (MFs: membership function) pour chaque entrée.
- Le type de la fonction d'appartenance de sortie (soit 'linéaire ou 'constante').
- Le nombre d'itérations (training epoch number).
- Le pas initial (the initial step).

L'approche hybride ANFIS a été développée pour différents types de fonctions d'appartenance (MFs) tels que : la fonction d'appartenance triangulaire (*trimf*), gaussienne (*gaussmf*), trapézoïdale (*trapmf*) et la fonction bell-shaped (*gbellmf*), chaque fonction d'appartenance a été testée pour deux (2 [haut Bas]) ou trois variables linguistiques (3 [haut Moyen Bas]) de chaque entrée.

3.5.5.2. Résultats et discussions pour l'approche Neuro-Floue

Les résultats obtenus par l'approche ANFIS pour la prédiction de la tension critique de contournement ont été résumés dans le tableau (3.7). Selon ce tableau, la fonction d'appartenance de type triangulaire (*trimf*) représente la fonction appropriée qu'on peut adopter pour estimer la tension de contournement, nous pouvons remarquer que, la fonction «Trimf» a donné des meilleurs résultats au cours de la phase d'apprentissage, même chose au cours de la phase de test, car elle donne la plus faible valeur de l'erreur RMSE (0.033415, 0.20029) pendant le processus d'apprentissage et de test.

Tableau 3.7. Indices statistiques pour l'évaluation de la performance de l'approche ANFIS.

Entrée MF	Nombre de MF d'entrée	Conséquence	RMSE _{appr}	RMSE _{Test}
<i>Trimf</i>	2	Constant	2.3289	2.3286
	3	Linear	0.033415	0.20029
<i>Trapmf</i>	2	Constant	5.8459	5.8098
	3	Linear	0.11792	0.3204
<i>Gbellmf</i>	2	Constant	2.2722	2.2706
	3	Linear	0.087936	0.32633
<i>Gaussmf</i>	2	Constant	2.2851	2.2855
	3	Linear	0.090087	0.35152
<i>Psigmf</i>	2	Constant	2.3086	2.2591
	3	Linear	0.087396	0.30329

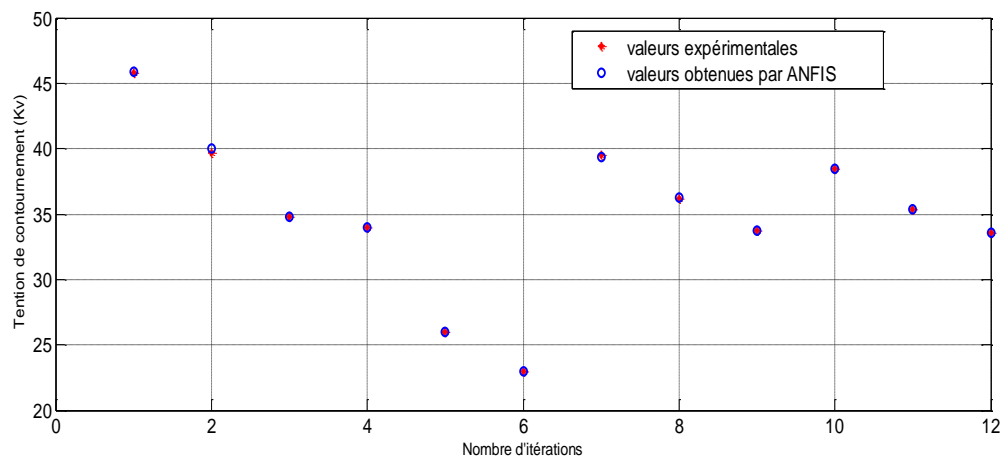
Selon le tableau (3.7), le meilleur réglage ANFIS qui donne l'erreur optimale-minimale est répertorié dans le tableau (3.8).

Tableau 3.8. Paramètres ANFIS pour la prédiction de la tension de contournement.

Paramètre ANFIS	Détails
Type MF	<i>Trimf</i>
Nombre de MF d'entrée	3
Partie conséquente	Linéaire
Optimisation des erreurs	Algorithme d'apprentissage hybride

3.5.5.3. Performance de système d'inférence neuro-flou (L'ANFIS)

La comparaison entre les valeurs prédites de la tension de contournement et celles de test pour évaluer la performance de L'ANFIS est illustrée à la figure (3.13).

**Figure 3.13.** Résultats obtenu par la fonction «*Trimf*».

Dans le tableau (3.9), nous avons présenté les calculs de l'erreur quadratique MSE et de l'erreur absolue moyenne en pourcentage MAPE.

Tableau 3.9. Critères de performances MSE et MAPE pour L'ANFIS.

Tension de test (kV)	Tension obtenue par neuro-floue (kV)	Erreur relative (%)	Erreur quadratique (MSE)
45.8000	45.9109	0.24	0.0122
39.7000	40.0403	0.85	0.1158
34.8000	34.7912	0.025	0.00007744
34.0000	34.0097	0.028	0.000094
26.0000	26.0133	0.05	0.00017689
23.0000	22.9995	0.0021	0.00000025
39.5000	39.4001	0.25	0.00998001
36.2000	36.2312	0.086	0.00097
33.7000	33.7161	0.047	0.00025921
38.5000	38.4828	0.044	0.00029584
35.4000	35.3910	0.025	0.000081
33.6000	33.5929	0.0211	0.00005041
		MAPE=0.139	MSE=0.01166

La corrélation entre les valeurs de la tension de contournement mesurées et estimées par l'approche ANFIS est montrée sur la figure (3.14).

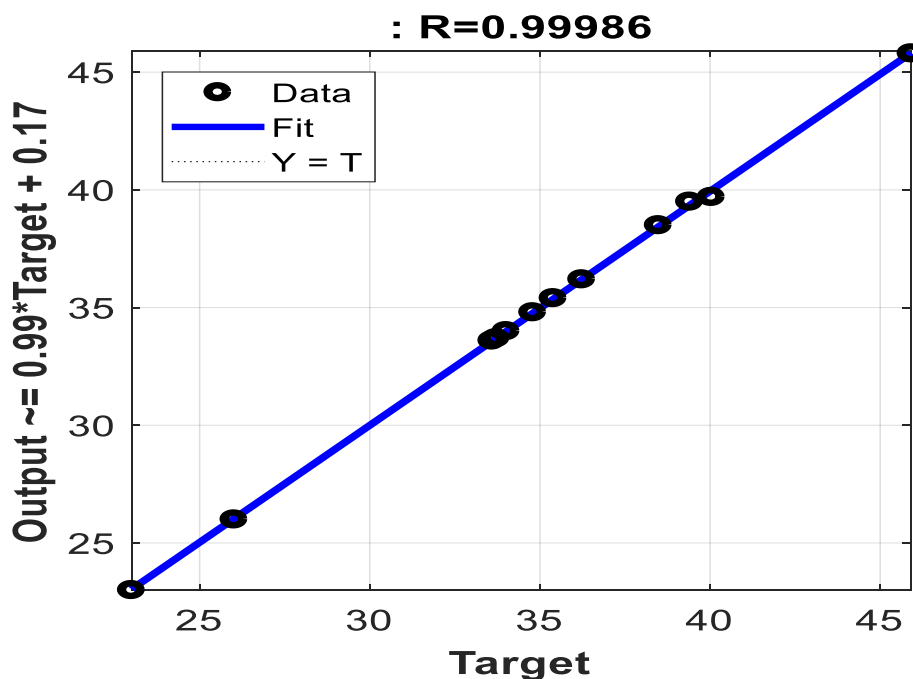


Figure 3.14 : Courbes de régression des résultats données par ANFIS.

Le tableau (3.10) contient les résultats de prédiction de la tension de contournement par l'approche ANFIS pour différentes configurations de conductivité et zone de pollution. Ces

résultats sont comparés avec les résultats expérimentaux mentionnés dans ce même tableau et constituent une référence pour juger les performances de la méthode de simulation ANFIS utilisée durant ce travail.

Tableau 3.10. Comparaison entre les valeurs prédites de la tension de contournement et celles de test.

Conductivité(s/m)	Zones(ml)	Zone1	Zone2	Zone3	Tension	pratiques	Tension	Erreur	Evaluation
		(ml)	(ml)	(ml)	appliqué		prédite par		
					(kv)		L'ANFIS	(%)	
							(kV)		
7.5		11.6	13.3	23.3	45,80	Contournement	45.9109	0.24	Contournement
		23.3	26.6	46.6	39,70	Contournement	40.0403	0.85	Contournement
		34.9	39.9	69.9	34,80	Contournement	34.7912	0.025	Contournement
20		11.6	13.3	23.3	34	Contournement	34.0097	0.028	Contournement
		23.3	26.6	46.6	26	Contournement	26.0133	0.05	Contournement
		34.9	39.9	69.9	23	Contournement	22.9995	0.0021	Contournement
80		11.6	13.3	23.3	39,50	Contournement	39.4001	0.25	Contournement
		23.3	26.6	46.6	36,20	Contournement	36.2312	0.086	Contournement
		34.9	39.9	69.9	33,70	Contournement	33.7161	0.047	Contournement
120		11.6	13.3	23.3	38,50	Contournement	38.4828	0.044	Contournement
		23.3	26.6	46.6	35,40	Contournement	35.3910	0.025	Contournement
		34.9	39.9	69.9	33,60	Contournement	33.5929	0.0211	Contournement

Il est à noter qu'il est bien clair de la table précédente que le pourcentage des prédictions se diffère d'une étape de la décharge à une autre, toutes les prédictions effectuées sont plus proche de la tension de contournement, globalement l'erreur de prédiction ne dépasse pas 1 %. Ce qui prouve l'efficacité de l'approche ANFIS dans la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur pollué en fonction de deux paramètres: la conductivité et la quantité de la couche de pollution.

3.6. Comparaison entre neuro-flou et réseau de neurones

Nous avons utilisé les indices statistiques RMSE, R^2 et MAPE pour évaluer la validation de l'approche ANFIS.

Tableau 3.11. Validation des approches RNA et ANFIS proposées en termes des indices statistiques.

Méthodes	RMSE	MAPE (%)	R^2
Neuro-floue (L'ANFIS)	0.1079	0.139	0,9997
Réseaux de neurones (RNA)	0.2732	0.3765	0,9249

La comparaison des résultats de l'approche RNA avec l'approche ANFIS a permis de valider cette dernière (ANFIS) avec une valeur de coefficient de détermination R^2 de l'ordre de 0,9997 acceptable et supérieure à celle trouvée par RNA.

3.7. Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels, les systèmes flous et les systèmes neuro-flous ont été appliquée dans ce chapitre en utilisant la conductivité δ et la quantité de pollution dans les zones 1,2 et 3 comme des variables d'entrées et la tension critique de contournement comme une variable de sortie.

Nous avons constaté que les résultats obtenus par système d'inférence neuro-flou sont plus performants par rapport à ceux trouvés par les réseaux de neurones artificiels. En effet, un coefficient de détermination (R^2) de l'ordre de 0,9997 dans la phase de test a été obtenu avec ANFIS alors que pour RNA, il est de l'ordre de 0,9249.

Conclusion générale

Travail effectué

Dans le cadre de ce mémoire, nous avons étudié le phénomène de contournement des isolateurs pollués des lignes hautes tension. En particulier, nous nous sommes intéressés à la prédiction de la tension de contournement de l'isolateur de haute tension (HT) de type 1508B utilisé dans le sud algérien en utilisant les réseaux de neurones artificiels, les systèmes flous et la méthode du système adaptatif d'inférence neuro-floue (ANFIS).

La méthode de l'approche ANFIS a donné des bons résultats en le comparant avec les résultats pratiques donnés par la référence [3]. Ces derniers sont obtenus par la réalisation des essais pratiques au niveau du laboratoire de haute tension à l'université de Biskra, par les auteurs de cette même référence. Ils ont montré que la variation des trois paramètres (tension appliquée, conductivité et quantité de la pollution dans les trois zones de l'isolateur (nervures) influe sur le contournement de l'isolateur de haute tension HT.

A partir de ce travail, on peut conclure que :

- ✓ Les résultats obtenus par l'approche ANFIS sont plus performants par rapport à ceux trouvés par le réseau de neurones (RNA). Ceci est justifié par le coefficient de détermination (R^2) permettant d'évaluer les performances de l'approche entre les valeurs estimées et les valeurs mesurées de la tension de contournement. La valeur de R^2 obtenu par l'approche ANFIS est de 0,9997, elle est acceptable et supérieure à celle trouvée par RNA.
- ✓ Nous pouvons affirmer en plus qu'à part son originalité, son potentiel et son universalité d'application, l'approche ANFIS pourrait être considérée comme un pas de plus en avant dans le domaine de recherche du phénomène de contournement des isolateurs pollués, particulièrement la prédiction de la tension de contournement.

Perspectives

En perspective et afin d'assurer la continuité de ce travail, il serait intéressant d'utiliser d'autres techniques d'intelligences artificielle comme l'approche hybride basée sur les réseaux neurone et l'heuristique PSO et l'approche LSSVM-PSO.

Bibliographique

- [1] F.Z.Bettahr ; R.Mesbahi, "Diagnostic d'une chaîne des isolateurs de haute tension par la méthode RNA ", Mémoire de magister, Université Echahid Hama Lakhder d'El-Oued, 2018.
- [2] S. A. Bessedik, "Contournement des isolateurs pollués", Thèse de doctorat, Université Mohamed Boudiaf d'Oran ,2015.
- [3] S. Mebaoudj ; H .Mezaour, "Prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension en utilisant la logique floue", Mémoire master en génie électrique, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2015.
- [4] B. Ghouti Abdellah ; S. Charafeddine, " Etude du contournement d'un isolateur de haute tension par les réseaux de neurones de régression généralisée(GRNN)", Mémoire master, Université kasdi merbah ouargla, 2021.
- [5] A .E .Ghemam ; Z.Behir, "Mesure du champ électrique autour d'une chaîne des isolateurs de haute tension",Mémoire master,Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued, 2017.
- [6] K. Abdallah ; B. Omar, " Modélisation par méthode des éléments finis des phénomènes de conduction surfacique sur l'isolateur pollues," Mémoire Master académique, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2014.
- [7] S. Allali ; Y .Nakes, "Etude de contournement des isolateurs à haute tension", Mémoire master, Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued , 2019.
- [8] D. Abdelmalek ; M. Ameer, "Influence de la pollution sur le comportement d'un modèle plan d'isolateur sous haute tension", Mémoire master, option réseaux électrique, Université mohamed boudiaf - Msila, 2017.
- [9] B.S.Samiha, " Etude de la distribution du champ électrique pour isolation HT à l'aide de la méthode des éléments finis", Mémoire master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2013.
- [10] O. H. Ibrahim ; D. Elhabib, " Détection des décharges partielles des isolateurs de haute tension par analyse des signaux de courant de fuite", Mémoire master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2018.
- [11] Mr. Khaled, "Estimation des paramètres de l'arc de contournement des isolateurs pollués en utilisant l'approche génétique", Magister en électrotechnique, Option réseaux électriques, Université Ferhat Abbas Sétif, 2013.

- [12] S. Bellid ; k. Amaouz, "Effet de la pollution sur la tension de contournement des isolateurs sous tension alternative", Mémoire master, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2017.
- [13] M. Bouhamama, "Modélisation du contournement sur isolateur réel pollué", Thèse de doctorat en Sciences, Université Djillali Liabes de Sidi-Bel-Abbes, 2018.
- [14] Dr. T. laamayad, "Intelligence artificielle", Cours 1^{ème} année master, Option réseaux électriques, Université Kasdi Merbah Ouargla.
- [15] S. Yacine, "Evitement d'obstacle d'un robot mobile par la logique floue", Mémoire master en électrotechnique, Université Ferhat Abbas Sétif, 2011.
- [16] O. Guenounou, " Méthodologie de conception de contrôleurs intelligents par l'approche génétique application à un bioprocédé", Thèse de doctorat, Université Toulouse III - Paul Sabatier, 2009.
- [17] S. Abdelbaki, " Commande en Temps réel d'un Filtre Actif de Puissance utilisant la technique par Logique Floue : Simulation par MATLAB/ Simulink", Mémoire magistère en électrotechnique, Option automatique, Université Ferhat Abbas Sétif, 2005.
- [18] M. T. Mohamed yaakoub, "Amélioration de la stabilité transitoire des réseaux électriques par un contrôle neuro-flou des systèmes FACTS", Mémoire de magister en électrotechnique, Option réseaux électriques, Université Ferhat Abbas Sétif, 2012.
- [19] B. Walid; B. Mounir, "Classification neuro-floue pour l'identification des défaillances", Mémoire master en électronique, option automatique, Université Blida1 ,2014.
- [20] B. Mohammed et H. Soufyane, "Contrôle d'un système éolien par des techniques intelligentes", Mémoire master en électromécanique, Université Mohamed Seddiki Ben Yahia Jijel, 2021.
- [21] A. Bezzini, "Commande prédictive non linéaire en utilisant les systèmes neuro-flous et les algorithmes génétiques," Mémoire magister, Université Mohamed Khider – Biskra, 2013.
- [22] Y. Hammouche, " Comparaison de plusieurs méthodes pour la prédiction de la Charge électrique Nationale", Mémoire magister, Université Badji Annaba, 2009.
- [23] A. Laib, "Contribution à la classification des défauts dans le réseau électrique", Thèse de doctorat en électrotechnique, Université Med Seddik ben Yahia Jijel.

- [24] L .Zaoui, " Contribution à la prévision de la sécheresse par le modèle du réseau de neurones autorégressif", Mémoire de master, Ecole nationale supérieure d'hydraulique - Arbaoui Abdellah, 2017.
- [25] Dr. Y.Bekakra, Cours, " Techniques de l'Intelligence Artificielle Réseaux de Neurones Artificiels", Université Hamma Lakhdar d'EL-Oued ,2017.
- [26] S. Mustapha, " Contrôle robuste des systèmes non linéaires par les approches de l'intelligence artificielle", Thèse de doctorat, Université d'Oran.
- [27] M. Radhwane ; A. Abdallah, "Amélioration des performances de technique intelligentes utilisées en fusion multi sensorielle dans les systèmes de surveillance des eaux propres", Mémoire master, Université Mohamed Boudiaf Msila, 2017.
- [28] D. Akram ; M. Badreddine, "Etude comparative basée sur les approches RNA, FIS et ANFIS concernant la durée totale moyenne d'un projet", Mémoire master, Université Larbi Ben M'hidi Oum-El-Bouaghi, 2020.

Résumé

L'objectif de notre étude est de prédire la tension de contournement d'un isolateur de haute tension artificiellement pollué soumis sous l'influence de l'amplitude de la tension appliquée, la quantité et la conductivité de la pollution en utilisant la technique de le système adaptatif d'inférence neuro-floue (ANFIS).

La base de données utilisée pour réaliser le concept de le système neuro-floue (ANFIS) est obtenue expérimentalement par des essais réalisés au niveau du laboratoire de haute tension à l'université de Biskra.

Enfin, une comparaison a été faite entre les résultats obtenus par le système neuro-floue (ANFIS) et les résultats pratiques. Les résultats obtenus montrent une grande efficacité de la méthode de neuro-floue dans la prédiction de la tension de contournement des isolateurs de haute tension par rapport à celles obtenues par des tests pratiques. En se basant sur les indices de validation l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) et le coefficient de détermination (R^2). L'approche hybride neuro-floue (ANFIS) a montré grande efficacité de prédiction en le comparant aux réseaux de neurones et la logique floue.

Mots clés : Isolateur HT, Tension de contournement, Pollution artificielle, prédiction, Réseaux de neuronaux artificiels, Système logique flou, Système adaptatif d'inférence neuro-floue.

Abstract

The objective of our study is to predict the flashover voltage of a high voltage insulator artificially polluted under the influence of the applied voltage amplitude, quantity and conductivity of pollution using the technique of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS).

The data base used to create the neuro-fuzzy system (ANFIS) concept is experimentally obtained by tests in the high voltage laboratory at the University of Biskra.

Second, we have introduced artificial Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) as technique of the artificial intelligence to predict the flashover voltage of high-voltage insulator and to estimate the insulating state of artificial pollution. The results obtained are obtained satisfactorily from the methods proposed in the prediction of the bypass voltages of the high voltage insulator studied in relation to those obtained by practical tests. Based on the validation indices (RMSE), (MAPE) and (R^2). The hybrid neuro-fuzzy approach (ANFIS) has shown its ability to predict by comparing it to neural networks and fuzzy logic.

Keywords: HT insulator, flashover voltage, artificial pollution, prediction, artificial neuro network, Fuzzy logic, adaptive neuro-fuzzy inference system.

ملخص

الهدف من دراستنا هو تنبؤ بالجهد التفاضلي لعازل عالي الجهد ملوث صناعيا يخضع لتأثير قيمة الجهد المطبق وكمية ناقلية التلوث باستخدام تقنية نظام الاستدلال العصبي الغامض قاعدة البيانات المستخدمة لتحقيق مفهوم النظام العصبي (ANFIS) تم الحصول عليها تجريبيا من خلال الاختبارات التي أجريت على مستوى معمل الجهد العالي بجامعة بسكرة. بعد ذلك، قدمنا نظام الاستدلال العصبي الغامض (كطريقة ذكاء اصطناعي للتنبؤ بجهد وميض عازل الجهد العالي).

أخيراً، تم إجراء مقارنة بين النتائج التي تم الحصول عليها بواسطة نظام الاستدلال العصبي الغامض (ANFIS) والنتائج العملية و بالاعتماد على القياسات الكفاءات (RMSE)، (MAPE) و (R^2) أظهر النهج الهجين العصبي الضبابي (ANFIS) قدرته العالية جدا على التنبؤ مقارنة بالشبكات العصبية والمنطق الضبابي.

الكلمات المفتاحية : عازل التوتر العالي، جهد وميض، تلوث اصطناعي، تنبؤ، شبكات عصبية اصطناعية (RNA)، نظام المنطق الضبابي (FL)، نظام استدلال العصبي الغامض (ANFIS).

