

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie Electrique

جامعة قاصدي مرباح ورقلة



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Réseaux électriques

Présenté par :

Ben Ghouti Abdellah

Senigra Charaf ed dine

**Thème:**

Etude du contournement d'un isolateur de haute tension par les réseaux de neurones de régression généralisée (GRNN)

Soumis au jury composé de :

M <sup>r</sup> SADAOUI FARES	MCA	Président	UKM Ouargla
M <sup>r</sup> BELKEBIR AMEL	MAA	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
M <sup>r</sup> BOUREK YACINE	MCA	Co-encadreur	UKM Ouargla
M <sup>r</sup> KHERFANE RIAD LAKHDAR	MCB	Examineur	UKM Ouargla

Année universitaire 2020/2021

## *Remerciements*

Nous tenons tout particulièrement à remercier le Bon Dieu, le tout puissant qui nous a donné la santé et la volonté de réaliser  
modeste mémoire.

ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir le jour sans l'aide et l'encadrement de l'enseignante A.BELKEBIR,

Nous vous remercions pour la qualité de votre encadrement  
exceptionnel, pour votre patience, votre rigueur et votre  
disponibilité tout au long de cette année.

Nos remerciements s'adressent aux membres du jury, chacun par son nom, qui nous ont honorés en acceptant d'examiner ce  
travail.

Nous remercions toutes les personnes qui nous ont aidée de près ou de loin le réaliser de ce travail.

# إهداء

الحمد لله وكفى والصلاة على الحبيب المصطفى وأهله ومن وفى اما :  
بعد

الحمد لله الذي وفقنا لتثمين هذه في مسيرتنا الدراسية بمذكرتنا هذه  
الخطوة

ثمرة الجهد والنجاح بفضلته تعالى مهداة الى الوالدين الكريمين حفظهما  
الله

وأدامهما نورا لدربي

لكل العائلة الكريمة التي ساندتني ولا تزال من اخوة وأخوات والى كل  
رفقائي في المشوار الدارسي وكل دفعة 2021 والى من كان لهم اثر  
على حياتي والى كل من احبهم ونسيهم قلبي.

شرف الدين سنيقرة

# إهداء

الحمد لله وكفى والصلاة على الحبيب المصطفى وأهله ومن وفى أما بعد :

الحمد لله الذي وفقنا لتثمين هذه الخطوة في مسيرتنا الدراسية بمذكرتنا هذه ثمرة  
الجهد والنجاح بفضلته تعالى مهداة إلى الوالدين الكريمين حفظهما الله وأدامهما نورا  
لدربي .

لكل العائلة الكريمة التي ساندتني ولا تزال من أخوة وأخوات إلى رفقاء المشوار  
الدين قاسموني لحظاته رعاهم الله ووفقهم .

إلى كل قسم الهندسة الكهربائية وجميع دفعة 2021م .

جامعة قاصدي مرباح ورقلة

إلى كل من كان لهم اثر على حياتي

والى كل من أحبهم قلبي

ونسيتهم قلبي .

بن غوتي عبد الله

# Sommaire

## Sommaire

Liste des figures	
Liste des tableaux	
Liste des abréviations et des symboles	
Introduction générale.....	12
<b>Chapitre 1: Généralités sur les isolateurs de haute tension</b>	
1.1. Introduction .....	4
1.2. Définition de l'isolateur .....	4
1.3. Types d'isolateurs .....	4
1.3.1. Isolateur de type rigide .....	5
1.3.2. Isolateurs suspendus ou éléments de chaîne.....	5
1.3.2.1. Isolateur capot et tige.....	5
1.3.2.2. Isolateur à long fût.....	7
1.4. Matériaux isolants utilisés pour la fabrication des isolateurs .....	8
1.4.1. Céramique.....	8
1.4.2. Verre .....	8
1.4.2.1. Verre trempé.....	8
1.4.2.2. Verre recuit .....	8
1.4.3. Matériaux synthétiques.....	8
1.5. Pollution des isolateurs.....	9
1.5.1. Types de pollution .....	9
1.5.1.1 Pollution naturelle .....	9
1.5.1.2. Pollution marine .....	9
1.5.1.3. Pollution désertique .....	9
1.5.1.4. Pollution industrielle .....	10
1.5.1.5. Pollution mixte .....	10
1.5.2. Classement de types de pollution .....	10
1.5.3. Formation et répartition des couches polluantes .....	11
1.6 Contournement .....	12
1.6.1 Contournement des isolateurs pollués .....	12
1.6.2 Tension de contournement .....	13
1.6.3 Tension de tenue.....	13
1.6.4 Courant de fuite .....	14
1.6.5 Courant de fuite critique.....	14
1.7. Conclusion.....	14

## Chapitre2:Réseaux de neurones

2.1.Introduction .....	16
2.2 Réseaux de neurones .....	16
2.2.1. Structure d'un neurone artificiel.....	17
2.2.2. Modélisation générale .....	18
2.2.3. Architecture du réseau de neurone.....	18
2.2.3.1. Réseau de neurones monocouches .....	19
2.2.3.2. Réseaux de neurones multicouches .....	20
2.2.4. Apprentissage dans les réseaux de neurones .....	20
2.2.5. Méthode de la rétro propagation du gradient (RPG).....	21
2.2.5.1 Principe.....	21
2.2.5.2. Algorithme.....	21
2.2.5.2.1 Définition du réseau .....	21
2.2.5.2.2. Les Etapes de l'algorithme .....	22
2.2.6Conception d'un réseau de neurones .....	23
2.2.6.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones .....	23
2.2.6.2. Choix et préparation des échantillons.....	23
2.2.6.3. Elaboration de la structure du réseau.....	24
2.2.6.4. Apprentissage .....	24
2.2.6.5. Validation et tests .....	25
2.2.7. Avantage des réseaux de neurones .....	25
2.2.8. Inconvénients des réseaux de neurones .....	26
2.3. Quelques modèles des réseaux de neurones .....	26
2.3.1 Perceptron multicouche .....	26
2.3.1.1 Algorithme du MLP .....	27
2.4. Réseau à fonction de base radial .....	28
2.4.1 Présentation des réseaux RBF .....	28
2.4.2 Réseaux de neurones à régression généralisée (GRNN) .....	29
2.4.2.1. L'architecture de réseau de neurones de régression généralisée (GRNN).....	29
2.4.2.2.Avantages de réseau de neurones de régression généralisée (GRNN).....	30
2.4.2.3 Principaux inconvénients de réseau de neurones de régression généralisée (GRNN) .....	30
2.5. Conclusion.....	30

## Chapitre3:Résultats et validation

3.1. Introduction .....	32
3.2. Application de la couche de pollution .....	32
3.3. Préparation de l'isolateur.....	32

---

3.4	Elaboration des bases de données.....	33
3.4.1	Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE).....	33
3.4.2	Coefficient de détermination ( $R^2$ ) : .....	33
3.4.3	L'Erreur MAPE .....	34
3.5	Prédiction de la tension de contournement par la méthode de réseaux de neurones (RNA) .	34
3.5.1	Prédiction de la tension de contournement par la méthode du réseau de neurones Perceptrons multicouches (MLPNN): .....	34
3.5.1.1	Modèle du réseau de neurone .....	35
3.5.1.2	Résultat du nombre des neurones cachés et des couches cachées.....	35
3.5.1.3	Création du MLPNN en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool .....	36
3.5.1.4	Résultats et discussions .....	38
3.5.2	Prédiction de la tension de contournement par la méthode des réseaux de neurones de régression généralisée (GRNN).....	40
3.5.2.1	Architecture de réseaux de neurones (GRNN).....	40
3.5.2.2	Création du GRNN en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool.....	41
3.5.2.3	Performance du réseau de neurones (GRNN) .....	42
3.6	Comparaison MLP et GRNN : .....	43
3.7	Résultats et discussions .....	44
3.8	Conclusion.....	45
	Conclusion générale .....	46
	Bibliographie	
	Résumé	

## Liste des figures

### Chapitre 1:

Figure 1.1 Isolateur rigide en verre.....	5
Figure 1.2 : Isolateur capot et tige.....	6
Figure 1.3 : Différents profils des isolateurs à capot et tige.....	6
Figure 1.4 : Isolateur à log fût.....	7
Figure 1.5 : Contournement des isolateurs électriques de haute tension.....	12
Figure 1.6 : Etape du contournement d'une couche polluée.....	13

### Chapitre 2:

Figure 2.1 : Modèle de base d'un neurone formel.....	16
Figure 2.2 : Représentation d'un neurone. ....	17
Figure 2.3 : Différents types de fonctions d'activations pour le neurone.....	18
Figure 2.4 : Topologies des réseaux de neurones artificiels.....	19
Figure 2.5 : Le réseau monocouche. ....	19
Figure 2.6 : Réseaux de neurones multicouches.....	20
Figure 2.7: Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties.....	21
Figure 2.8 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones.....	25
Figure 2.9: Perceptrons multicouches.....	26
Figure 2.10: Principe de la rétro propagation.....	27
Figure. 2.11 : structure d'un RBF. ....	28
Figure. 2.12. Architecture du GRNN.....	30

### Chapitre 3 :

Figure 3.1 : Isolateur 1508B.....	32
Figure 3.2 : Isolateur réel 1508Bs.....	32
Figure 3.3 : Architecture de l'approche MLPNN.....	34
Figure 3.4 : Courbe de l'erreur (d'apprentissage de test et de validation).....	36
Figure 3.5 : l'interface nntool utilisé pour les paramètres du MLPNN donnés.....	37
Figure 3.6 : Performance de l'approche MLPNN pour le test.....	38
Figure 3.7 : Courbes de régression des résultats données par MLPNN. ....	39
Figure 3.8 : Architecture de l'approche GRNN.....	40
Figure 3.9: l'interface nntool utilisé pour les paramètres du réseau de neurones donnés.....	41
Figure 3.10 : Performance de l'approche GRNN pour le test.....	42
Figure 3.11: Corrélacion entre les valeurs mesurées et estimées de la tension critique.....	43

## **Liste des tableaux**

### **Chapitre 1:**

Tableau 1.1. Classement de degré de pollution.....	11
--	----

### **Chapitre 3 :**

Tableau 3.1 Partition des zones polluées sur les niveaux. ....	33
Tableau 3.2 Paramètre finaux de la structure et d'apprentissage de MLPNN. ....	35
Tableau 3.3 Erreur calculé d'après une série de tests .....	35
Tableau 3.4. Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage du MLPNN.....	37
Tableau 3.5 Critères de performances MSE et APE pour la technique MLPNN .....	38
Tableau 3.6. Paramètres du réseau de neurones (GRNN).....	41
Tableau3.7. Critères de performances MSE et APE pour la technique GRNN.....	42
Tableau 3.8 : Validation des approches GRNN et MLPNN proposées en termes des indices statistiques.....	43
Tableau 3.9 : Critères de performances MSE et APE pour la technique GRNN.....	44

## **Liste des abréviations et des symboles**

HT : Haute Tension.

NNTOOL: Natural Network Tool box.

R: Coefficient of correlation

$\delta$ : Conductivité

Z: Zone

GRNN: Le réseau de neurones de régression généralisée

PMC: les Perceptrons multicouches

MLPNN: multilayer perceptron neural network

MAPE: Erreur absolue

$x_j$ : 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

# Introduction Générale

## **Généralités et problématique**

Les isolateurs sont des éléments essentiels dans la conception d'une ligne aérienne. Leur rôle est de relier les conducteurs sous tension aux supports et d'assurer l'isolement électrique entre ces deux parties constitutives de la ligne. En effet, le choix du type d'isolateur, les contrôles de réception, la surveillance en exploitation doivent être faite avec un maximum de soin, pour assurer le bon fonctionnement de la ligne [1].

Le phénomène de pollution des isolateurs peut être considéré comme un déversement continu ou intermittent d'impuretés d'origines diverses. Ces impuretés peuvent provenir des flots de fumée qui s'échappent des appareils d'évacuation (pollution industrielle ou urbaine), ou alors de fines particules salines dans les régions situées au bord de la mer (pollution marine), et même de particules de sable plus ou moins fines dans les régions désertiques (pollution désertique)[2].

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 longue. 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].

Au cours des dernières années, des méthodes d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones artificiels (ANNs) ont été utilisées dans les applications de haute tension, comme l'estimation de la sévérité de la pollution et la prédiction de la tension ou le courant de contournement.

### **Objectifs de ce travail**

L'objectif principal de ce travail consiste à déterminer l'influence de la conductivité électrique de la couche polluante qui se dépose sur l'isolateur et de proposer une technique de prédiction de la tension de contournement des isolateurs pollués. Cette technique devra tenir compte de la variation de l'état de la conductivité de la surface de l'isolateur ainsi que le niveau de la pollution appliquée.

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 du niveau de la pollution des différentes zones de sa surface en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle à savoir les réseaux de neurones de type de régression généralisée (General Regression Neural Network (GRNN)) et les Perceptrons multicouches (PMC) (multilayer perceptron neural network (MLPNN)).

## **Présentation du mémoire**

Ce mémoire est organisé comme suit:

Dans le premier chapitre, nous présenterons les notions de base sur le phénomène de pollution des isolateurs de haute tension, ainsi que sur les différentes sources de pollution, et leurs effets (arc, et contournement).

Le deuxième chapitre regroupera les bases théoriques des différents types des réseaux de neurones artificiels (RNA).

Dans le dernier chapitre, nous appliquerons la méthode des réseaux de neurones artificiels de type GRNN et de type MLPNN comme algorithme d'apprentissage pour estimer le niveau de pollution ainsi et prédire 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 un 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 [4].

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

# Chapitre 1

## Généralités sur les isolateurs de haute tension

## 1.1.Introduction

Les isolateurs sont des composants indispensables au transport et à la distribution de l'énergie électrique. Ils sont constitués du matériau isolant, c'est-à-dire qui ne conduit pas l'électricité, mais aussi sur les lignes télégraphiques ou dans les postes électriques : ils assurent l'isolation électrique entre les conducteurs et les pylônes.

Dans ce premier chapitre, nous avons montré l'importance des isolateurs de haute tension, leur utilité et leurs principaux types, et profils et matériaux. De plus, un intérêt a été porté sur le phénomène de contournement des isolateurs pollués.

## 1.2. Définition de l'isolateur

L'isolateur est utilisé comme son nom l'indique pour l'isolement entre deux corps ou deux pièces sous différentes tensions pour empêcher les courts circuits, les pertes de courant et les charges d'électrocution.

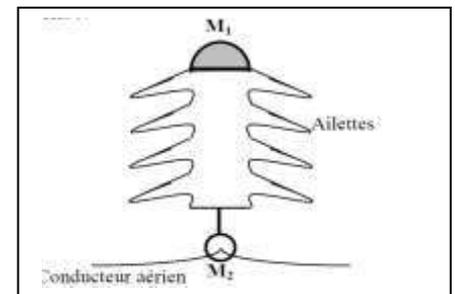
L'isolateur est formé par un isolant auquel sont fixés deux pièces métalliques M1 et M2, [5].

Isolant : Verre, céramique, matériaux synthétiques.

M1 se fixe au pylône ; M2 porte le conducteur.

L'isolateur possède un double rôle:

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



Les isolateurs sont des composants indispensables au transport et à la distribution de l'énergie électrique. Leur fonction est de réaliser une liaison entre des conducteurs HT et la terre, [5].

- 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 (air atmosphérique), 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), [5].

## 1.3 . Types d'isolateurs

On peut distinguer deux principaux types d'isolateurs : les isolateurs de type rigide et les éléments de chaîne [6].

### 1.3.1. Isolateur de type rigide

Ce type d'isolateur 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 (figure 1.1 ).

Ils sont montés sur les pylônes soit d'une façon, horizontale ou oblique (inclinée). Mais ce type d'isolateurs est utilisé pour les lignes aériennes dont le niveau de tension de 60 kV, [6]. La céramique et le verre sont les deux matériaux utilisés pour les isolateurs de haute tension.



Figure 1.1 Isolateur rigide en verre.

### 1.3.2. Isolateurs suspendus ou éléments de chaîne

Ils sont constitués du matériau isolant ainsi que d'une pièce métallique qui sert à réaliser la liaison entre deux isolateurs et qui permet de donner une certaine flexibilité à la chaîne d'isolateurs. La chaîne d'isolateurs peut être montée sur le pylône en suspension, ou bien verticalement (chaîne d'alignement), ou encore d'une façon horizontale (chaîne d'ancrage) [6].

Il existe deux types principaux d'éléments de chaîne:

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

#### 1.3.2.1. Isolateur capot et tige

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 1.2) 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 [6] .

L'isolateur capot-tige est schématisée à la figure 1.2

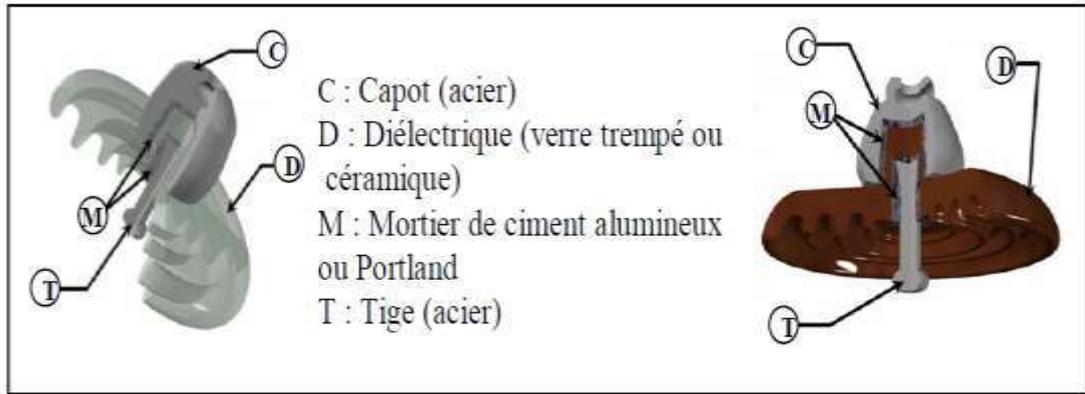


Figure 1.2 : Isolateur capot et tige.

Différents profils des isolateurs à capot et tige sont présentés deus la figure 1.3

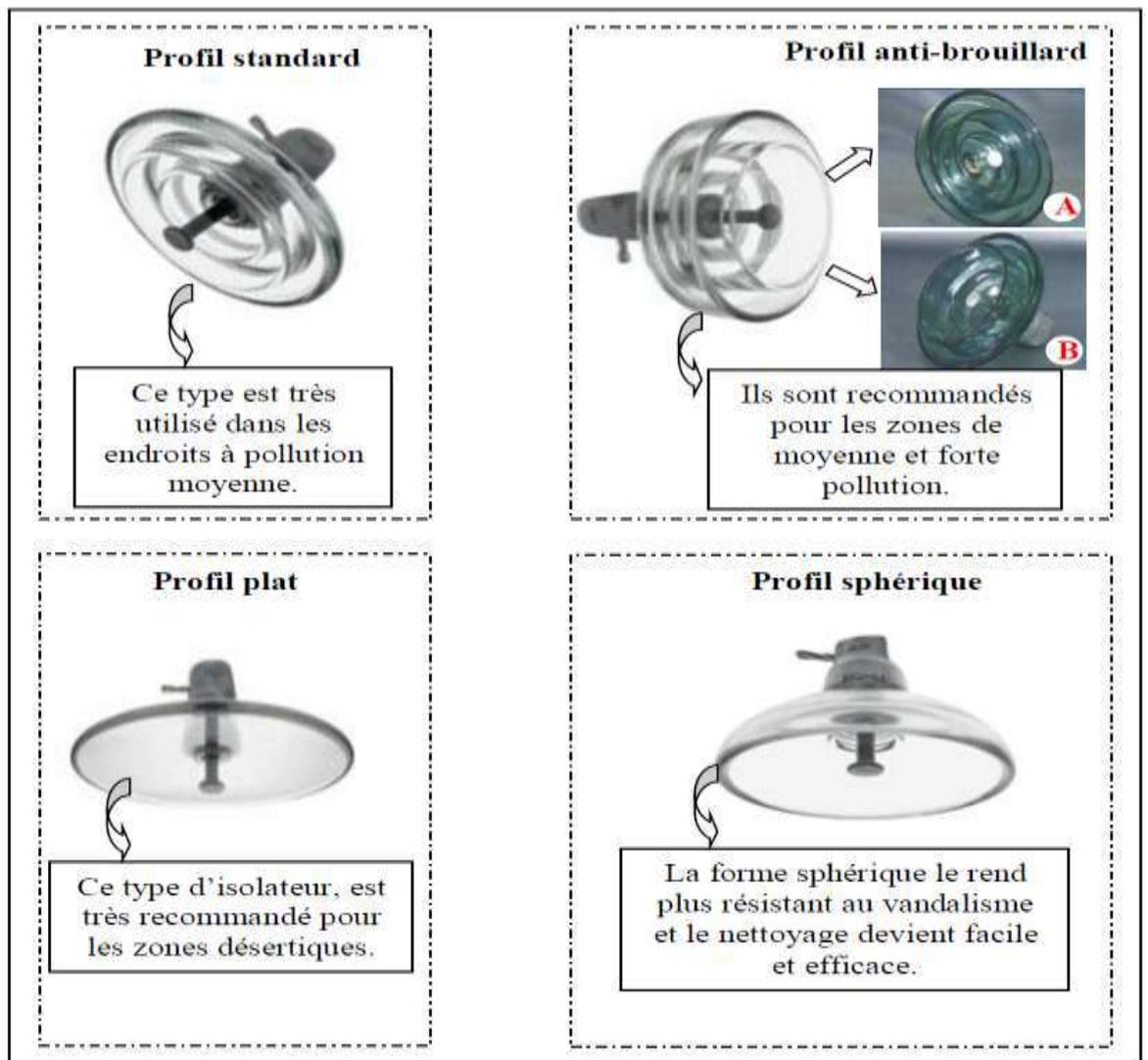


Figure 1.3 : Différents profils des isolateurs à capot et tige.

### 1.2.2.2. Isolateur à long fût

Ce type peut être soit:

1. Constitué d'un cylindre plein en céramique, ou en porcelaine, muni d'ailettes (figure 1.4) avec une pièce métallique de liaison à chaque extrémité. Celle-ci peut être enveloppante en forme de capot scellé autour des extrémités tronconiques prévues sur le cylindre, ou bien en forme de tige scellée dans une cavité prévue à cet effet. De tels isolateurs peuvent être utilisés unitairement ou en série de plusieurs éléments en fonction de leur longueur et du niveau d'isolement requis [7].

2. 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 [7].

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, elles sont nécessaires au montage de l'isolateur et à la transmission des efforts mécaniques [7].



**Figure 1.4 :** Isolateur à long fût.

## **1.4. 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, [8].

Ces dernières années, on s'intéresse de plus en plus à l'utilisation des isolateurs en matériaux polymères, [9].

### **1.4.1. 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, [10].

### **1.4.2. Verre**

En Algérie, les isolateurs utilisés dans les lignes de moyenne et haute tension sont en verre. Parmi les avantages que présentent le verre, le bas prix et l'observation des défauts est très facile. On trouve deux types de verre pour la fabrication des isolateurs : le verre trempé et le verre recuit, [8].

#### **1.4.2.1. 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.

#### **1.4.2.2. 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 faibles et c'est pour cette raison qu'il n'est pas utilisé pour la fabrication des isolateurs de suspension, [11].

### **1.4.3. Matériaux synthétiques**

Les isolateurs en matériaux synthétiques sont composés d'un centre en fibres de verre imprégnées d'une résine 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 sévères, [11].

L'inconvénient de ces isolateurs est le vieillissement sous l'effet des différentes contraintes auxquelles ils sont soumis (électriques, mécanique, atmosphériques...).

## **1.5. Pollution des isolateurs**

Un isolateur placé à l'extérieur est exposé aux différents agents constituant l'atmosphère qui le contamine. Cette contamination est due à la formation de couches plus ou moins conductrices sur la surface de l'isolateur. Ces couches peuvent engendrer une diminution considérable de la résistivité superficielle des surfaces isolantes et par suite la diminution de la tension de tenue des isolateurs [12].

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 haute tension à celle mise à la terre, et conduisant ainsi à la mise hors service de l'ensemble de l'installation[12] .

### **1.5.1. Types de pollution**

#### **1.5.1.1 Pollution naturelle**

La pollution naturelle provient [13]:

- 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.

#### **1.5.1.2. Pollution marine**

Les installations situées au bord de la mer sont exposées aux embruns portés par le vent et qui se déposent progressivement sur les isolateurs, formant une couche de pollution de sel qui devient conductrice lorsqu'elle est humidifiée par le brouillard ou simplement par condensation. Un courant de fuite s'établit alors à travers la couche superficielle et des arcs électriques peuvent prendre naissance [13].

#### **1.5.1.3. Pollution désertique**

La pollution désertique est caractérisée surtout par les dépôts de sable se formant à la surface des isolateurs après les vents de sable. Une fois humidifiés, ces dépôts deviennent plus ou moins conducteurs (en fonction des concentrations en sels solubles qu'ils contiennent) et engendrent la circulation d'un courant de fuite qui apparaît brusquement et qui est suivi par l'apparition d'arcs partiels qui peuvent conduire au contournement total de l'isolateur [13].

#### **1.5.1.4. Pollution industrielle**

Au voisinage de certaines zones industrielles, la pollution est engendrée par l'évacuation des fumées des usines (raffinerie, cimenterie, minerais ..... etc.). La présence d'éléments conducteurs dans les couches, et/ou la dissolution des sels qu'elles contiennent engendrent la circulation d'un courant de fuite plus ou moins fort selon les concentrations des agents polluants. Les usines ne sont pas les seules responsables de ce genre de pollution; les gaz d'échappement des véhicules et les engrais utilisés en agriculture contribuent aussi aux dépôts observés à la surface des isolateurs [13].

#### **1.5.1.5. 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 [13].

#### **1.5.2. Classement de types de pollution**

Par pollution, on entend les particules solides qui se trouvent dans l'atmosphère et qui se déposent sur la surface de l'isolateur. Cette pollution constitue l'origine du problème. A ce titre, des efforts considérables ont été menés afin de la classer quantitativement et qualitativement. La composition de cette pollution est variable suivant les sources de contamination et les conditions auxquelles sont soumis les isolateurs. La norme CET 815 donne le classement de la pollution suivant son origine (tableau 1.1). Essentiellement, les types de pollution qui existent sont: la pollution naturelle, la pollution industrielle et la pollution mixte [15].

<p><b>Faible (2.5 g/l)</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Zones sans industries et avec faible densité d'habitations équipées d'installation de chauffage</li> <li>• Zones avec faible densité d'industries ou d'habitions mais soumise fréquemment aux vents et/ou pluies.</li> <li>• Régions agricoles.</li> <li>• Régions montagneuses.</li> </ul>
<p><b>Moyenne (10 g/l)</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Zones avec industries ne produisant pas de fumées particulièrement polluantes et/ou avec une densité moyenne d'habitation équipée d'installation de chauffage.</li> <li>• Zones à forte densité d'habitation et/ou d'industries mais soumises fréquemment à des chutes de pluies.</li> <li>• Zones exposées aux vents de mer, mais trop proches de la cote.</li> </ul>
<p><b>Forte (80 g/l).</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Zones avec forte densité d'industries et banlieues de grandes villes avec forte densité d'installation de chauffage polluantes.</li> <li>• Zones situées près de la mer, ou en tout cas exposées à des vents relativement forts venant de la mer.</li> </ul>
<p><b>Très forte (160 g/l).</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Zones généralement peu étendues, soumises à des fumées industrielles produisant des poussières conductrices.</li> <li>• Zones généralement peu étendues, très proches de la cote et exposées aux embruns ou au vent fort et polluant venant de la mer.</li> <li>• Zones désertiques caractérisées par de longues périodes sans pluie, exposées aux vents forts transportant de sable et du sel soumis à une condensation régulière.</li> </ul>

**Tableau 1.1.** Classement de degré de pollution se 'on le norme CET815.

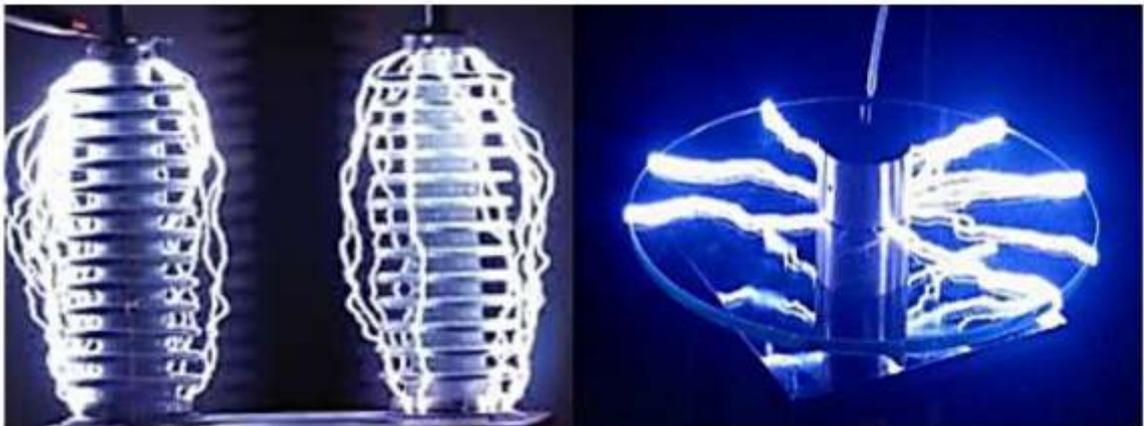
### 1.5.3. Formation et répartition des couches polluantes

Suite à l'écoulement d'un air transportant des poussières diverses, une couche de pollution se forme à la surface des isolateurs. La répartition non-uniforme et non-homogène de cette couche dépend du profil de l'isolateur, de la position de la chaîne par rapport au sol (verticale, horizontale, inclinée), du niveau de tension ainsi que du degré de pollution du site où est situé l'isolateur [8].

## 1. 6 Contournement

Le phénomène de pollution des isolateurs constitue un sujet d'étude d'une importance primordiale. Cela provient du fait que la pollution des isolateurs constitue un sérieux problème pour l'exploitation des réseaux de haute tension. En effet, et suite à l'interaction entre, l'air transportant des grains de poussières et l'isolateur, une couche étrangère se dépose sur les surfaces de celui-ci. Une fois cette couche humidifiée, la tension de tenue peut diminuer considérablement, provoquant des incidents très graves [14].

On dit que le contournement se produit sur la surface de l'isolateur lorsqu'une décharge électrique s'établit entre ses 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). Le contournement cause habituellement l'interruption momentanée de l'écoulement de l'énergie dans le réseau. De telles interruptions, bien qu'étant nocives, peuvent être tolérées dans des endroits ruraux [14].



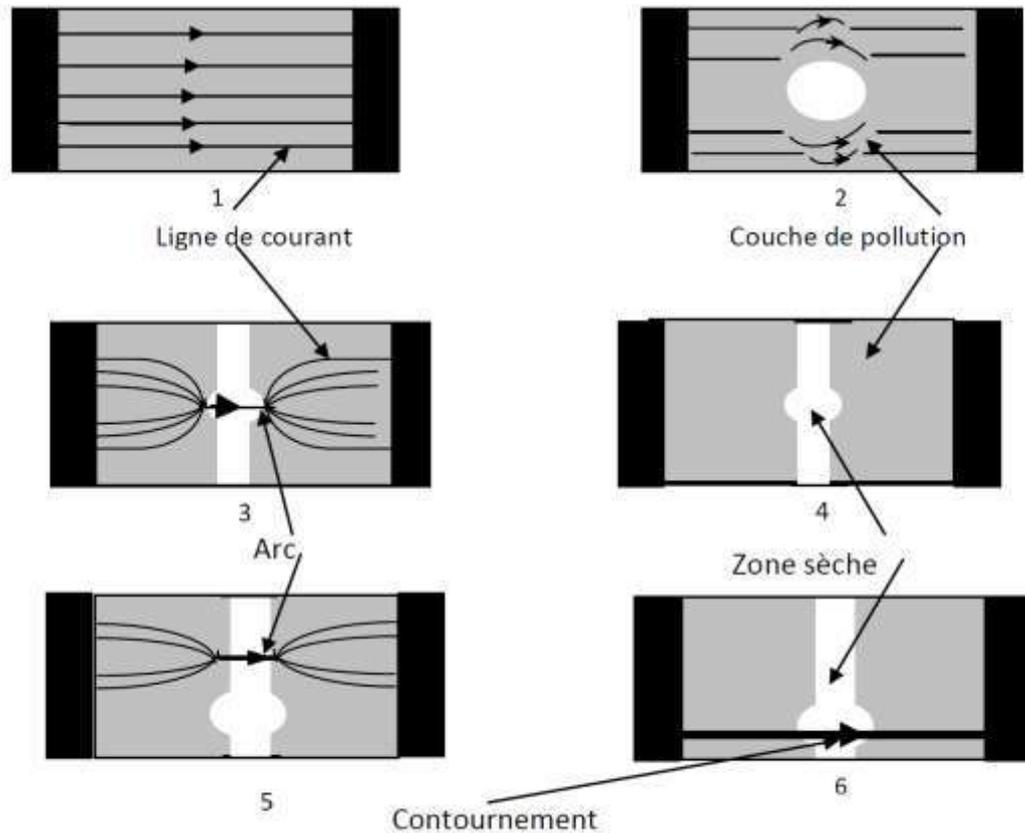
**Figure 1.5 :** Contournement des isolateurs électriques de haute tension.

### 1.6.1 Contournement des isolateurs pollués

L'accumulation du dépôt est continue et elle n'est modifiée que par la pluie ou le vent. En position verticale, le nettoyage est plus efficace sur le dessus de l'isolateur que sur le dessous, d'où un dépôt plus important sur la surface inférieure des ailettes [12].

Généralement, les principaux phénomènes conduisant au contournement d'un isolateur pollué, soumis à la tension de service, comprenant la formation d'une couche électrolytique conductrice à la surface de l'isolateur, consiste en l'apparition brusque d'un courant de fuite accompagné de la formation d'une bande sèche et d'arcs partiels, et la propagation en surface de l'arc qui peut couvrir tout l'isolateur [12].

Le comportement des isolateurs sous pollution peut être par conséquent décomposé en quatre étapes distinctes (figure 1.6). Chacune de ces étapes a une importance sur le résultat final, donc sur la tenue ou le contournement de la chaîne isolante sous tension de service du réseau [12].



**Figure 1.6 :** Etape du contournement d'une couche polluée

### 1. 6. 2 Tension de contournement

La tension de contournement est le niveau de tension le plus bas à partir duquel tous les arcs joignent les deux électrodes. Elle dépend de la résistivité volumique moyenne de la pollution, du profil et des dimensions de l'isolateur [14].

D'après A. Cima d'or [14] elle dépend de, la nature de la tension et sa polarité, de la longueur de l'isolateur et son profil de la forme des électrodes (pointe-plan, plan-plan, et autre), de la résistivité volumique moyenne de la couche polluante, de la répartition de la couche de pollution et des conditions climatiques telles que la pression, l'humidité et la température [14].

### 1. 6. 3 Tension de tenue

C'est le niveau de tension le plus élevé, que peut supporter une isolation sans provoquer de décharge disruptive [14].

#### **1. 6. 4 Courant de fuite**

C'est un courant de nature impulsionnelle. il est de faible amplitude, circulant à travers la couche polluante le long de la surface de l'isolateur.

Il est à caractère électrolytique et de type résistif. Il devient important lorsqu'on s'approche de la tension de contournement. Il dépend de plusieurs facteurs, entre autres, la nature de la couche de pollution, la longueur de la ligne de fuite et les conditions atmosphériques [14].

#### **1. 6. 5 Courant de fuite critique**

C'est le courant minimal nécessaire pour provoquer le contournement sous pollution d'un isolateur à une tension donnée. Il est indépendant du procédé d'essai ainsi que de la forme de l'isolateur. Le seul facteur dont dépend ce courant sous une tension donnée est la ligne de fuite, c'est-à-dire la contrainte spécifique exprimée en kV/cm [14].

### **1.7. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons présenté des généralités sur les isolateurs en précisant leur rôle et leurs différents types ainsi que le phénomène de pollution qui est un facteur essentiel dont il faut tenir compte dans la conception des lignes électriques de haute tension de transport d'énergie électrique. Nous avons aussi fait un rappel sur l'état des connaissances du phénomène de contournement des isolateurs pollués.

Le chapitre suivant l'essentielle de la théorie de méthode réseau de neurones pour permettre la compréhension de ces principes fondamentaux.

# Chapitre 2

## Réseaux de neurones

## 2.1.Introduction

Ce chapitre est organisé en deux parties. La première partie fait l'objet d'une synthèse bibliographique sur la théorie des réseaux de neurones artificiels. Après une brève présentation de quelques notions générales sur les réseaux de neurones artificiels (RNA), nous présentons l'une des grandes familles de structures neuronales les plus utilisées. Nous abordons également le problème d'apprentissage des paramètres de cette structure, nous nous intéressons particulièrement à l'algorithme de rétro-propagation. La deuxième partie sera consacrée aux types de réseaux de neurones (régression généralisée et les Perceptrons multicouches). Nous rappelons leurs applications et éventuellement les règles et algorithmes d'apprentissage.

## 2.2 Réseaux de neurones

Un neurone formel est un automate très simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique. La première version de ce dernier est celle de McCulloch et W. Pitts et date de 1943 [16]. S'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, ils ont proposé le neurone formel qui se voit comme un opérateur effectuant une somme pondérée de ses entrées suivie d'une fonction d'activation (ou de transfert) comme indiqué par la figure 2.1.

$U_i$  représente la somme pondérée des entrées du neurone, elle est donnée par :

$$U_i = \sum_j w_{ij} x_j + b_i \quad (2.1)$$

$$O_i = g(u_i) \quad (2.2)$$

où:

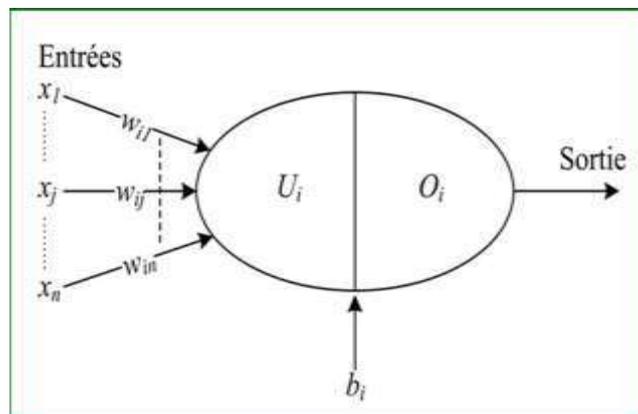
$x_j$ : représente l'entrée  $j$  connectée au neurone  $i$ .

$b_i$ : 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.



**Figure 2.1** : Modèle de base d'un neurone formel

La fonction d'activation de chaque neurone détermine ses propres caractéristiques. Par conséquent, le type du neurone est caractérisé par sa fonction d'activation. Conformément au neurone biologique, les fonctions d'activation sont généralement croissantes et continues. Les fonctions les plus utilisées sont la fonction linéaire et la fonction sigmoïde.

Leur choix revêt une importance capitale et dépend souvent du type de l'application et du domaine de variation des variables d'entrée/sortie, [17].

Un réseau de neurones est un système informatique qui a des caractéristiques semblables aux réseaux de neurones biologiques. Il est constitué de plusieurs unités (neurones) organisées sous forme de niveaux différents appelés couches du réseau. Les neurones appartenant à la même couche possèdent les mêmes caractéristiques et utilisent le même type de fonction d'activation. Entre deux couches voisines les connexions se font par l'intermédiaire de poids qui jouent le rôle des synapses. L'information est portée par la valeur de ses poids, tandis que la structure du réseau de neurones ne sert qu'à traiter l'information et l'acheminer vers la sortie. La structure ou la topologie d'un réseau de neurones est la manière dont les neurones sont connectés, [17].

### 2.2.1. 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 :

$$x = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (2.3)$$

$x$  : 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, [18].

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  $w_i$ , [18]

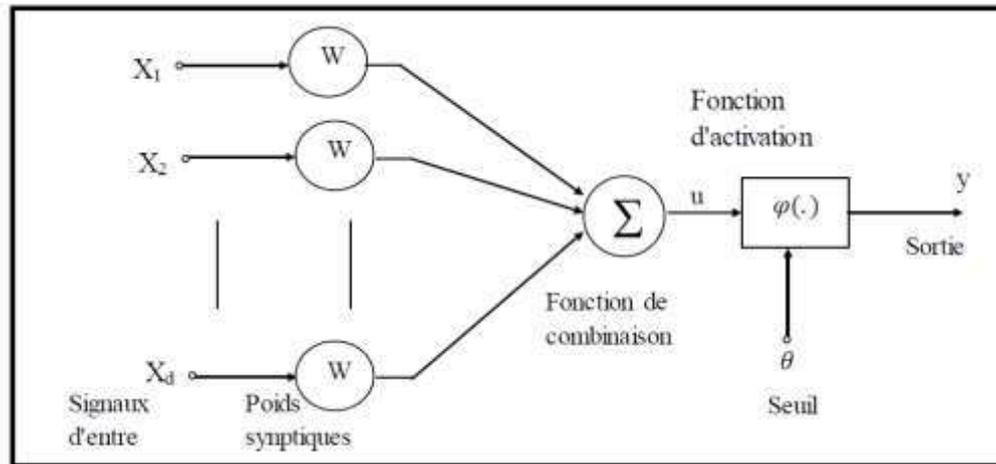
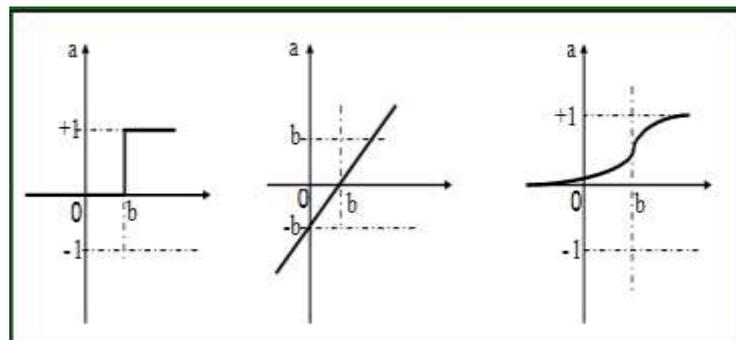


Figure 2.2 : Représentation d'un neurone.

### 2.2.2. Modélisation générale

On peut modéliser un réseau de neurone par des élémentaires qu'il s'agit de :

- La nature de ses entrées : qu'ils peuvent être binaire (0 ou 1), (-1,1) ou réelles appartenant souvent à intervalle bornée  $[a,b]$ .
- La fonction des entrées : que sa signifie qu'elle peut définir le pré traitement effectuée sur les entrées.
- Fonction d'activation (seuil): Qui représente la limite à partir de laquelle le neurone s'activera, la sortie de neurone dépend d'une fonction de transfert dont les principales sont représentés sur la figure 2.3
- Fonction de sortie : Cette fonction calcule la sortie du neurone en fonction de son état d'activation, [18].



(a) fonction seuil (b) fonction linéaire (c) fonction sigmoïde

Figure 2.3 : Différents types de fonctions d'activations pour le neurone.

### 2.2.3. Architecture du réseau de neurone

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

- Réseaux monocouches,

- Réseaux multicouches,
- Réseaux à connexions locales,
- Réseaux à connexions complètes.
- Dans notre étude, le type du réseau qui nous intéresse est le réseau multicouche. La figure suivante présente les différentes topologies d'un Réseau de Neurones Artificiels [19].

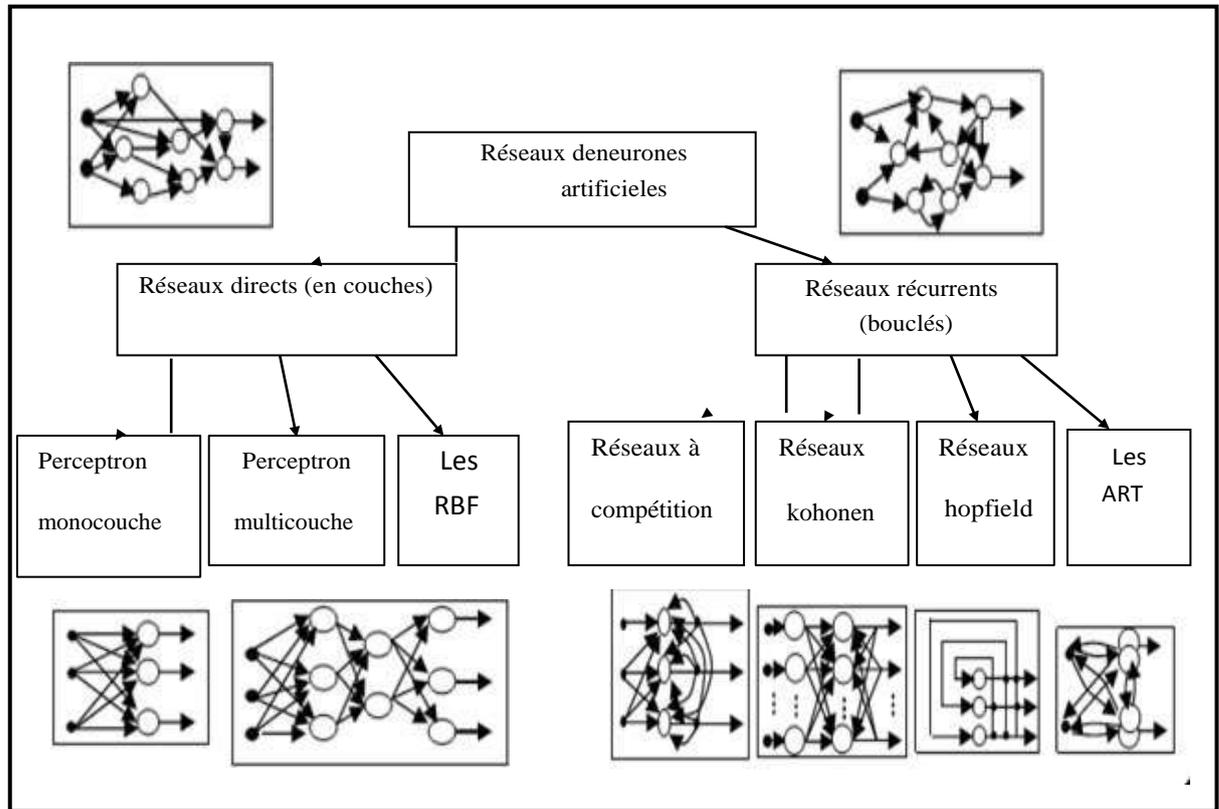


Figure 2.4 : Topologies des réseaux de neurones artificiels.

### 2.2.3.1. Réseau de neurones monocouches

#### ➤ Perceptron

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

- Il possède  $n$  informations en entrée.
- Il est composé de  $p$  neurones, que l'on représente généralement alignés verticalement. Chacun peut en théorie avoir une fonction d'activation différente. En pratique, ce n'est généralement pas le cas.
- Chacun des  $p$  neurones est connecté aux  $n$  informations d'entrée [20].

La figure 2.5 représente le réseau monocouche.

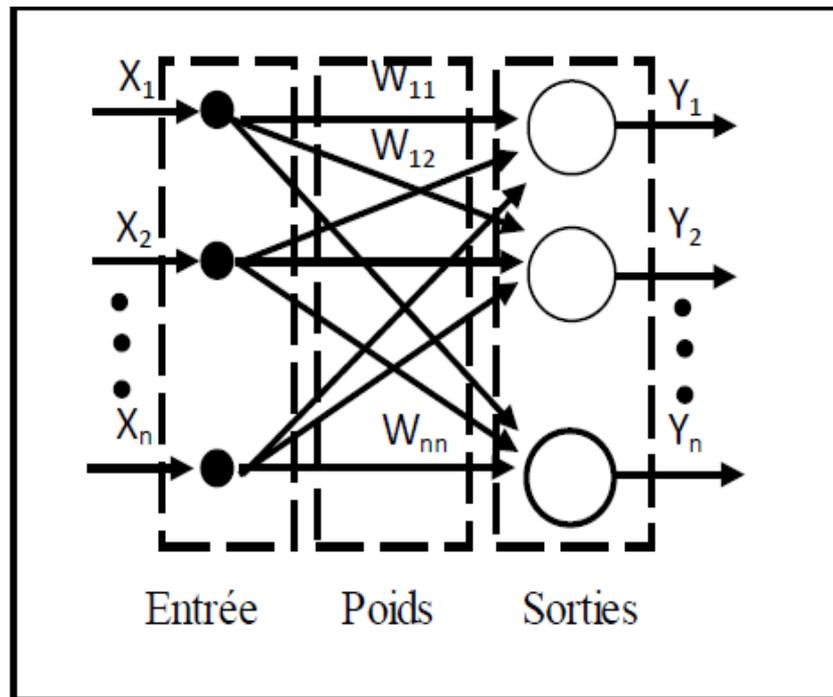


Figure 2.5 : Le réseau monocouche.

### 2.2.3.2. Réseaux de neurones multicouches

Un réseau multicouche n'est rien d'autre qu'un assemblage de couches les unes aux autres, de la gauche vers la droite, en prenant les sorties d'une couche et en les injectant comme les entrées de la couche suivante. Ce type de réseau comme le montre la figure 2.6, est organisé en couches de neurones. Généralement, il n'y a pas de connexions entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec ceux des couches en aval, [18].

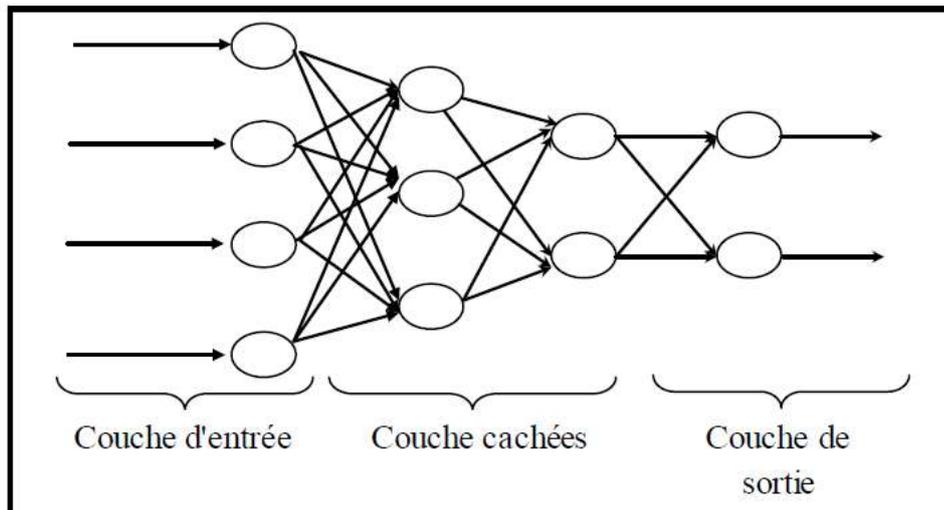


Figure 2.6 : Réseaux de neurones multicouches.

### 2.2.4. Apprentissage dans les réseaux de neurones

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 [21], afin d'adapter le traitement effectué par le réseau à une tâche

particulière On distingue trois familles d'apprentissage :

- **L'apprentissage supervisé:** dans ce cas, un superviseur (ou expert humain) fournit une valeur ou un vecteur de sortie (appelé cible ou sortie désirée), que le réseau de neurones doit associer à un vecteur d'entrée. L'apprentissage consiste dans ce cas à ajuster les paramètres du réseau afin de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie réelle du réseau.
- **L'apprentissage semi-supervisé ou apprentissage par renforcement:** 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.
- **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).

## 2.2.5. Méthode de la rétro propagation du gradient (RPG)

### 2.2.5.1 Principe

La rétro propagation du gradient consiste à propager « à l'envers » (de la couche de sortie vers la couche d'entrée), l'erreur obtenue sur les exemples de la base d'apprentissage. On utilise pour cela l'erreur quadratique « le carré de la différence entre ce qu'on obtient et ce qu'on désire », [12].

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  $\eta$ , [12].

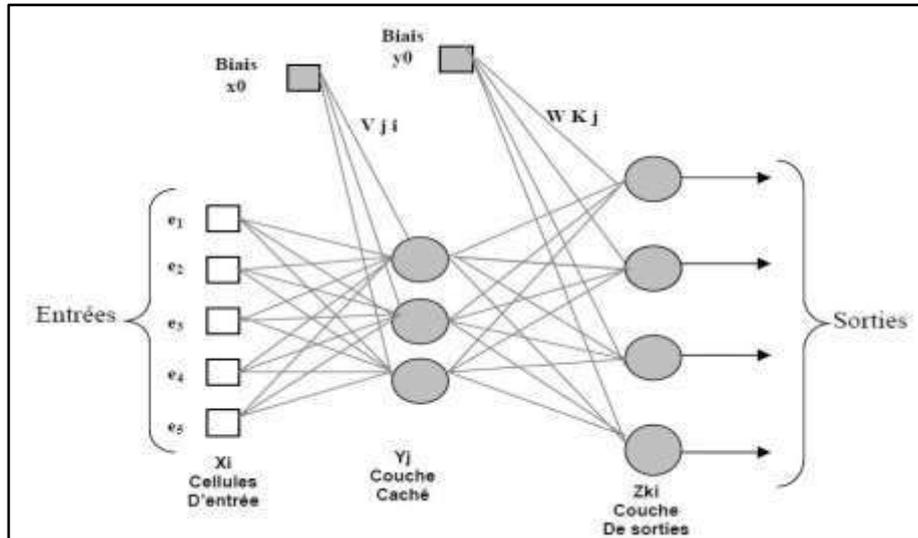
Après un certain nombre d'itérations, où on n'est satisfait du classement des exemples de notre base d'apprentissage, on fixe les poids qui constituent aussi des frontières entre les classes.

### 2.2.5.2. Algorithme

#### 2.2.5.2.1 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 .7:** Exemple de réseau MLP à une couche cachée avec 5 entrées, 3 neurones dans la couche cachée, et quatre 4 sorties.

### 2.2.5.2.2. Les 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 :

$$y_n = f\left(\sum_{i=1}^m x_i v_{ji} + x_0\right); \quad (2.4)$$

- On propage vers la couche cachée :

$$z_k = f\left(\sum_{j=1}^n y_j w_{kj} + y_0\right) \quad (2.5)$$

Les valeurs et sont des Biais,  $f$  est la fonction d'activation qu'on a choisie ou' on a définit notre réseau MLP, [12].

**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 (obtenue).  $Z_K$ .

$$E_K = Z_h(1-Z_k)(s_k - Z_k) \quad (2.6)$$

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

**Etape 4 :** Correction des poids des connexions Il reste maintenant la modification des poids des connexions et aussi les biais, [12].

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

$$\begin{cases} \Delta v_{ji} = \eta y_j F_j \\ \Delta x_0 = \eta F_j \end{cases} \quad (2.7)$$

- Entre la couche cachée et la couche de sortie:

$$\begin{cases} \Delta w_{kj} = \eta z_k E_k \\ \Delta y_0 = \eta E_k \end{cases} \quad (2.8)$$

-  $\eta$  Etant un paramètre qu'il reste à déterminer

**Boucler a l'étape 2:** jusqu'à un critère d'arrêt à définir, [12].

## 2.2.6 Conception d'un réseau de neurones

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent (figure 2.8) [17]:

- 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.

### 2.2.6.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones

Pour toute conception de modèle, la sélection des entrées doit prendre en compte deux points essentiels :

- Premièrement, la dimension intrinsèque du vecteur des entrées doit être aussi petite que possible, en d'autres termes, la représentation des entrées doit être la plus compacte possible, tout en conservant pour l'essentiel la même quantité d'information, et en gardant à l'esprit que les différentes entrées doivent être indépendantes.
- En second lieu, toutes les informations présentées dans les entrées doivent être pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser ; elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie, [17].

### 2.2.6.2. Choix et préparation des échantillons

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence toujours par le choix et la préparation des échantillons de données. La façon dont se présente l'échantillon conditionne le type de réseau, le nombre de cellules d'entrée, le nombre de cellules de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation [17]. Il faut donc déterminer les grandeurs

qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser. Lorsque la grandeur que l'on veut modéliser dépend de nombreux facteurs, c'est-à-dire lorsque le modèle possède de nombreuses entrées, il n'est pas possible de réaliser un «pavage» régulier dans tout le domaine de variation des entrées : il faut donc trouver une méthode permettant de réaliser uniquement des expériences qui apportent une information significative pour l'apprentissage du modèle. Cet objectif peut être obtenu en mettant en œuvre un plan d'expériences. Pour les modèles linéaires, l'élaboration de plans d'expériences est bien maîtrisée, par ailleurs, ce n'est pas le cas pour les modèles non linéaires, [17].

Afin de développer une application à base de réseaux de neurones, il est nécessaire de disposer de deux bases de données, une pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances, [17].

Notons qu'il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage d'une manière quantitative, néanmoins chaque base doit satisfaire aux contraintes de représentativité de chaque classe de données et doit généralement refléter la distribution réelle, c'est à dire la probabilité d'occurrence des diverses classes, [17].

### **2.2.6.3. Elaboration de la structure du réseau**

La structure du réseau dépend étroitement du type des échantillons. Il faut d'abord choisir le type de réseau : un perceptron standard, un réseau de Hopfield, un réseau à décalage temporel, un réseau de Kohonen, un ARTMAP etc...

Par exemple, dans le cas du perceptron multicouches, il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans cette couche, [17].

#### **• Nombre de couches cachées:**

Mis à part les couches d'entrée et de sortie, il faut décider du nombre de couches intermédiaires ou cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles possibilités d'adaptation. Néanmoins, il a été démontré qu'un Perceptron Multicouches avec une seule couche cachée pourvue d'un nombre suffisant de neurones, peut approximer n'importe quelle fonction avec la précision souhaitée, [17].

#### **• Nombre de neurones cachés:**

Chaque neurone peut prendre en compte des profils spécifiques de neurones d'entrée. Un nombre plus important permet donc de mieux "coller" aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Il faut alors trouver le nombre adéquat de neurones cachés nécessaire pour obtenir une approximation satisfaisante.

Il n'existe pas, à ce jour, de résultat théorique permettant de prévoir le nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une performance spécifique du modèle, compte tenu des modèles disponibles. Il faut donc nécessairement mettre en œuvre une procédure numérique de conception de modèle, [17].

### **2.2.6.4. Apprentissage**

L'apprentissage est un problème numérique d'optimisation. Il consiste à calculer les

pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant un échantillon. La méthode la plus utilisée est la rétro-propagation, qui est généralement plus économe que les autres en termes de nombres d'opérations arithmétiques à effectuer pour évaluer le gradient, [17].

### 2.2.6.5. Validation et tests

Alors que les tests concernent la vérification des performances d'un réseau de neurones hors échantillon et sa capacité de généralisation, la validation est parfois utilisée lors de l'apprentissage. Une fois le réseau de neurones développé, des tests s'imposent afin de vérifier la qualité des prévisions du modèle neuronal.

Cette dernière étape doit permettre d'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Une validation rigoureuse du modèle développé se traduit par une proportion importante de prédictions exactes sur l'ensemble de la validation, [17].

Si les performances du réseau ne sont pas satisfaisantes, il faudra, soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage.

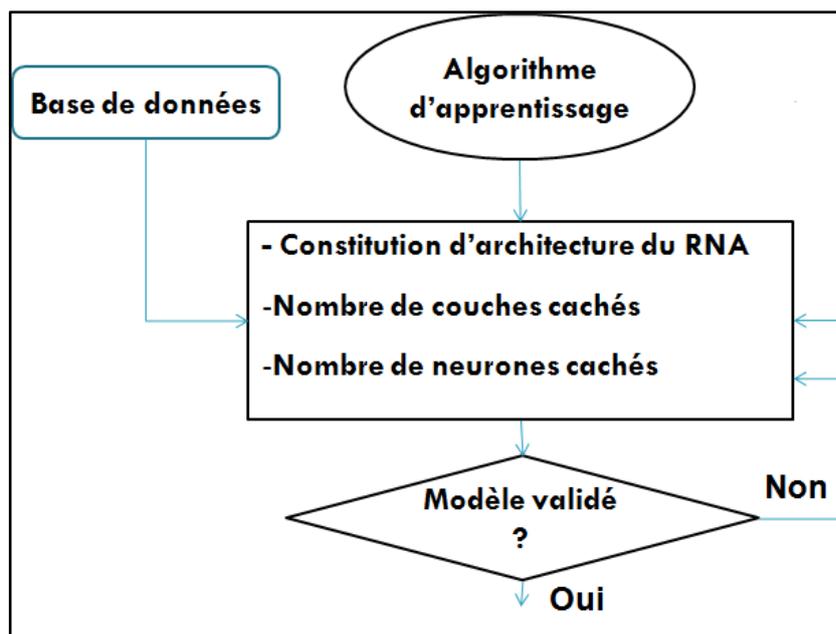


Figure 2.8 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones

### 2.2.7. Avantage des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones présentent plusieurs avantages parmi lesquels on peut citer par exemple [17]:

- 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.

### 2.2.8. Inconvénients des réseaux de neurones

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

- 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 est impossible de déterminer la cause de cette erreur, [17].
- 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, [17].

## 2.3. Quelques modèles des réseaux de neurones

### 2.3.1 Perceptron multicouche

Le réseau MLP (Multi Layer Perceptron) est un modèle de réseau de neurones comprenant une ou plusieurs couches cachées, dont les connexions sont directes et totales entre les couches. Werbos, pour sa thèse de doctorat en 1982, développa la théorie de la rétro propagation du gradient de l'erreur. Cet algorithme fut popularisé en 1986 par Rumelhart qui l'utilisa pour la modification des poids et des biais dans les réseaux de neurones multicouches.

La figure ci-dessous donne un exemple d'un MLP contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée présente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système (X), les couches suivantes sont des couches de Neurones.

La première couche est reliée aux entrées, ensuite chaque couche est reliée à la couche précédente. C'est la dernière couche qui produit les sorties (S) du MLP. Les sorties des autres couches ne sont pas visibles à l'extérieur du réseau, et elles sont appelées pour cette raison couches cachées [22].

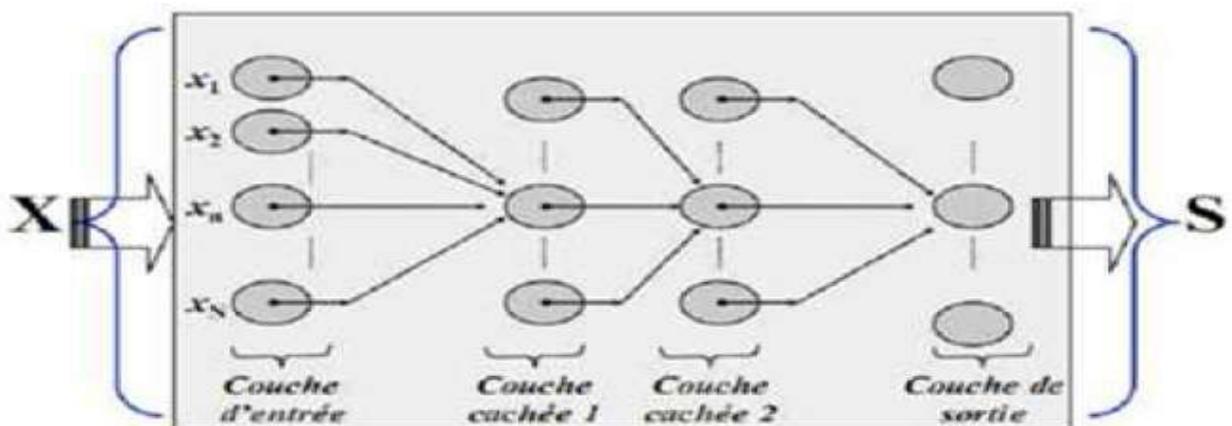


Figure 2.9: Perceptrons multicouches.

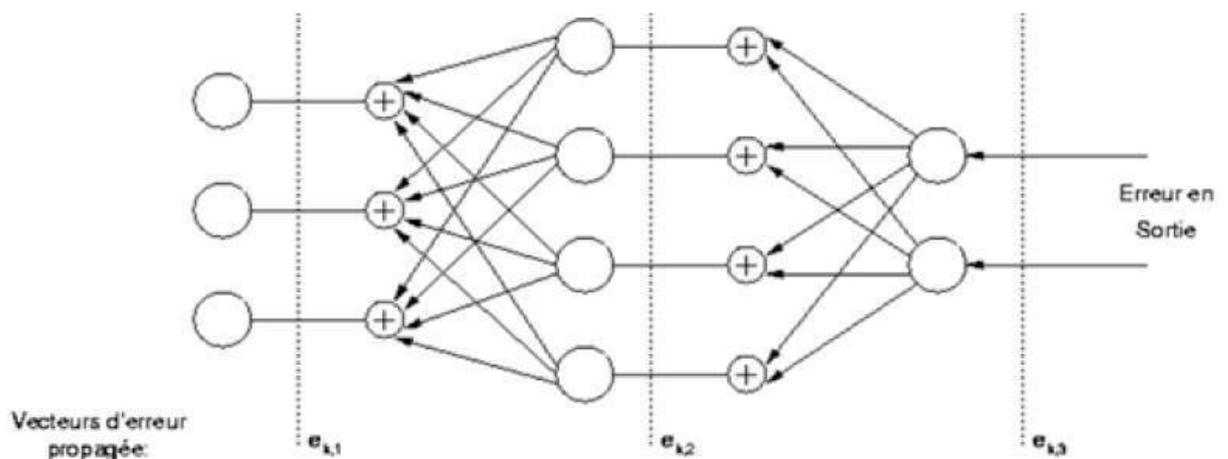
### 2.3.1.1 Algorithme du MLP

MLP utilise la règle de rétro propagation du gradient (Back-propagation), Il a fallu attendre le début des années 1980 pour qu'une règle efficace soit mise au point pour l'apprentissage des réseaux multicouches. Cette règle, découverte simultanément par des équipes françaises et américaines, est en fait une généralisation de la règle du delta. Elle consiste simplement en une rétro propagation du gradient, qui est une méthode d'optimisation universelle.

L'apprentissage d'un perceptron multicouche se fait avec une rétro propagation, (figure 2.10) en définissant une erreur sur chaque couche du perceptron.

L'erreur de la dernière couche est effectivement l'erreur du réseau, et pour chaque couche cachée les erreurs sont calculées à partir des neurones de la couche suivante. Pour chaque neurone l'erreur est la somme des erreurs de chaque neurone de la couche suivante, pondérée par le poids qui le lie au neurone dont on calcule l'erreur et par la dérivée de la fonction d'activation. Pour cette raison cet algorithme est appelé rétro propagation de l'erreur [22].

L'apprentissage d'un MLP est défini comme un problème d'optimisation qui consiste à trouver les coefficients du réseau en minimisant une fonction d'erreur globale, La définition de cette fonction est primordiale, car celle-ci sert à mesurer l'écart entre les sorties désirées du modèle et les sorties du réseau obtenus. Dont la définition est :



**Figure 2.10** : Principe de la rétro propagation.

Pour chaque exemple  $n$  ( $n \leq N$ ) calculer une fonction d'erreur quadratique selon l'équation suivante : [22]

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{1 \leq j \leq I} |d_j(n) - Y_j(n)|^2 \quad (2.8)$$

Où :

$d_j(n)$  correspond à la sortie désirée du neurone  $j$  et  $Y_j(n)$  à sa sortie observée.

Pour tout l'ensemble d'apprentissage  $N$ , la fonction d'erreur quadratique

Moyenne (EQM).

$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n) \quad (2.9)$$

Il a été démontré qu'un réseau MLP (Multi Layer perceptron) avec seulement une couche cachée dont la fonction d'activation est de type sigmoïde et une sortie avec une fonction d'activation linéaire peut approximer n'importe quelle fonction continue pourvu qu'un nombre suffisant de neurones soit fourni [22]. Cette propriété est dite propriété d'approximation universelle.

## 2.4. Réseau à fonction de base radial

### 2.4.1 Présentation des réseaux RBF

L'idée générale des réseaux RBF dérive de la théorie d'approximation des fonctions, ces réseaux sont une architecture Feed forward puissante. Ce type de réseaux a été introduit pour la première fois par Hardy, et la théorie correspondante a été développée par Powell, ensuite, ces réseaux ont pris le terme de réseaux de neurones grâce à Broomhead et Lowe. Sans oublier les œuvres de MOODY et DARKEN (1989) d'une part, et de POGGIO et GIROSI (1990) d'autre part. La raison de son application vient du fait que le réseau utilise des fonctions gaussiennes standard qui sont à symétrie radiale, Son apprentissage est basé sur l'algorithme K-means et l'algorithme des moindres carrés. [23]

Les réseaux de neurones RBF, sont principalement utilisés pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions dans des espaces de grandes dimensions. Ils sont lus adaptés, en raison d'apprentissage local. Ce type d'apprentissage peut rendre le processus d'entraînement bien plus rapide que dans le cas d'un MLP, qui apprend de façon globale.

Le réseau de fonctions à base radial (RBF) est un réseau de neurones feed d'une couche d'entrée, une seule couche cachée sortie. Le réseau RBF est conçu pour effectuer une combinaison non à l'espace caché, suivi d'une combinaison linéaire de l'espace caché à l'espace de sortie [23].

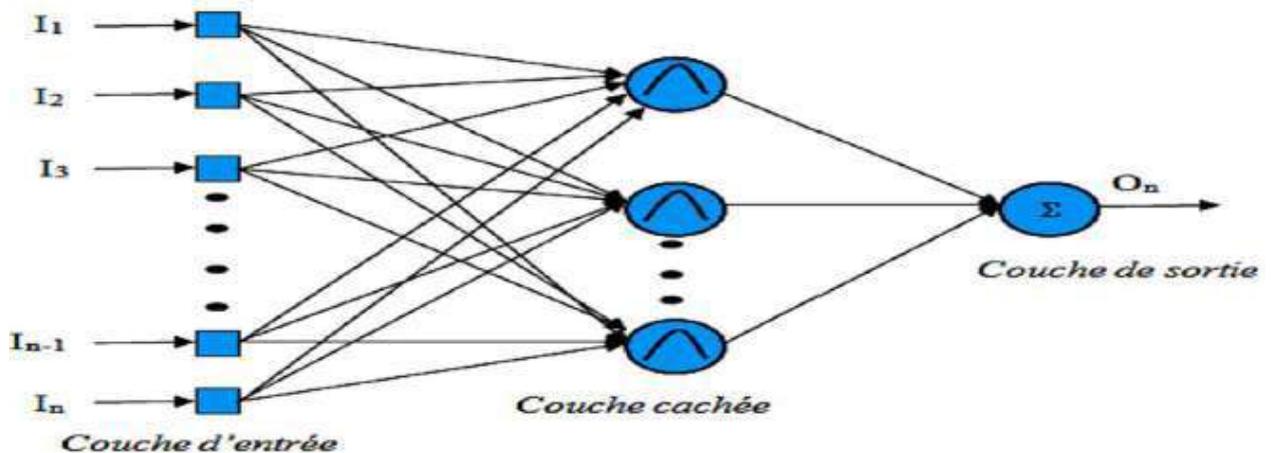


Figure. 2.11 : Structure d'un réseau RBF

Les réseaux (RBF) peuvent être employés pour un grand nombre d'applications parce qu'ils peuvent optimiser n'importe quelle fonction régulière et leur apprentissage est plus rapide qu'un perceptron multicouche, Cette vitesse vient du fait qu'un RBF a seulement deux couches de poids qui peuvent être évalués d'une façon déterministe.

La performance d'un réseau RBF dépend du nombre et position des fonctions à base radiales, de leur forme et de la méthode employée pour son apprentissage [23].

Les stratégies de sélection des centres d'un RBF peuvent être classifiées comme suit :

- les stratégies choisissant de manière aléatoire les centres d'un RBF à partir les exemples D'apprentissage.
- les stratégies non supervisées comme les algorithmes génétiques [23].
- Les stratégies supervisées comme le calcul des moindres carrés affectation de ressource ou ceux qui emploient des algorithmes du clustering comme K organisatrices [23].

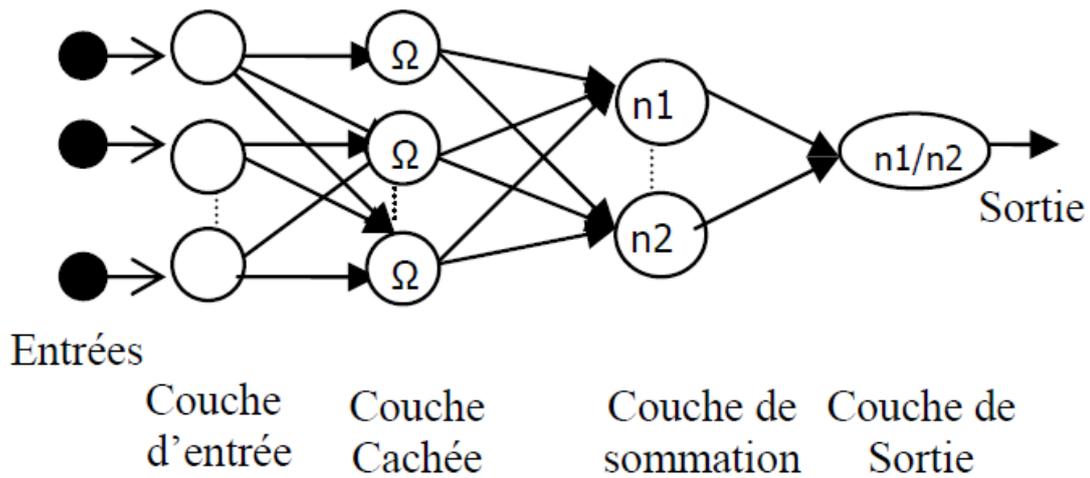
#### **2.4.2 Réseaux de neurones à régression généralisée (GRNN)**

Les réseaux de neurones de Regression généralisée (General Regression Neural Networks, GRNN), sont basés sur l'estimation d'une fonction de densité de probabilité. Développés à l'origine pour des applications statistiques et connus sous le nom de Nadaraya-Watson kernel régression, le réseau GRNN a été redécouvert en 1991 par Donald Specht GRNN peut être utilisé pour la régression, la prédiction et la classification.

GRNN peut également être une bonne solution pour les systèmes dynamiques en ligne.

##### **2.4.2.1. L'architecture de réseau de neurones de régression généralisée (GRNN)**

L'architecture du GRNN est formée de quatre couches : la couche d'entrée, la première couche intermédiaire constituée d'unités radiales, la seconde constituée d'unités de sommation et la couche de sortie. L'avantage principal de ce type de réseau est la rapidité de la phase d'apprentissage obtenue grâce à l'utilisation de la fonction de type kernel. La sortie de cette fonction est une estimation du degré auquel le vecteur d'entrée inconnue correspond à la distribution déterminée. Le seul paramètre ajustable du réseau est la déviation pour la fonction kernel qui permet l'interpolation entre les vecteurs de l'ensemble d'apprentissage. L'optimisation de ce paramètre est très importante pour les performances du réseau et est déterminé à l'aide d'ajustements itératifs et de la procédure de validation croisée.[24]



**Figure. 2.12.** Architecture du GRNN

#### 2.4.2.2. Avantages de réseau de neurones de régression généralisée (GRNN)

- ✓ Haute précision dans l'estimation car elle utilise des fonctions gaussiennes.
- ✓ Il peut gérer les bruits dans les entrées
- ✓ Apprentissage en un seul passage, donc aucune rétro propagation n'est requise.
- ✓ Il nécessite moins de jeux de données.

#### 2.4.2.3 Principaux inconvénients de réseau de neurones de régression généralisée (GRNN)

- ✓ Sa taille peut être énorme, ce qui la rendrait coûteuse en calcul.
- ✓ Il n'y a pas de méthode optimale pour l'améliorer.

### 2.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les bases nécessaires à la compréhension de la méthode des réseaux de neurones.

L'implémentation de technique d'intelligence artificielle pour la prédiction de la tension de contournement reste un objectif essentiel de notre travail. Dans le prochain chapitre la technique de l'intelligence artificielle à base de réseaux de neurone sera utilisée pour prédiction de la tension de contournement de l'isolateur capot et tige ce type 1508 B artificiellement pollué.

# Chapitre 3

## Résultats et validation

### 3.1. Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'estimer la tension de contournement dans des différentes conditions électro-géométriques telles que la conductivité et les niveaux de la pollution. Nous utilisons les réseaux de neurones de type régression généralisée (General Regression Neural Network (GRNN)) et les réseau Perceptrons multicouche (PMC) (multilayer perceptron neural network (MLPNN)) pour estimer la valeur de la tension de contournement de l'isolateur 1508 B qui est l'un des isolateurs utilisé dans la technique de haute tension au niveau national.

L'objet d'essai utilisé par [4] 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 par la suite remplissent par une pollution artificielle comme sera détaillée.



Figure 3.1 : Isolateur 1508B.

### 3.2. 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 [4]. 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.

### 3.3. Préparation de l'isolateur

La pollution a été introduite comme suit :

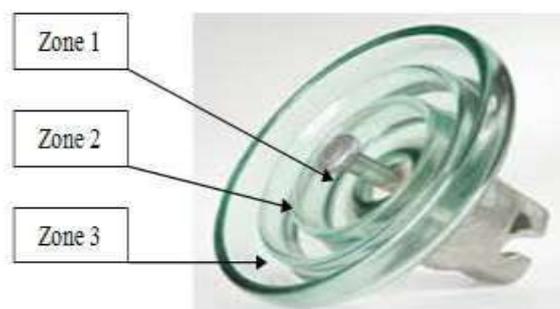


Figure 3.2 : Isolateur réel 1508Bs.

Les zones \ Les niveaux(ml)	Zone 1	Zone 2	Zone 3
N1	11.66	13.33	23.33
N2	23.32	26.66	46.66
N3	34.98	39.99	69.99

**Tableau 3.1** Niveaux de pollution des différentes le zones

### 3.4 Elaboration des bases de données

Nous avons proposé deux approches prédictives de la tension critique de contournement basées sur les réseaux de neurones de régression généralisée (GRNN) et les perceptrons multicouches (PMC) 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.
- 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.

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

#### 3.4.1 Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)

Le RMSE multiplie chaque erreur par elle-même (le carré de l'erreur), donnant ainsi un poids plus grand aux grandes erreurs qu'aux petites erreurs [17].

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

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

et

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

#### 3.4.2 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). Dans le cadre d'une régression linéaire simple, c'est le carré du

coefficient de corrélation se définit comme la part de variance exprimée par rapport à la variance totale, autrement dit par  $[1-(\text{somme des carrés des résidus} / \text{variance totale})]$ .

$$R^2 = 1 - \frac{u(y_i - \widehat{y}_i)}{u(y_i)} \quad 3.2$$

### 3.4.3 L'Erreur MAPE

D'une grandeur mesurée est l'écart qui sépare la valeur expérimentale de la valeur que l'on considère comme vraie l'erreur MAPE est calculée par l'équation suivante :

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

Où  $y_{tes,k}$  est la valeur moyenne de tous les points de données

## 3.5. Prédiction de la tension de contournement par la méthode de réseaux de neurones (RNA) :

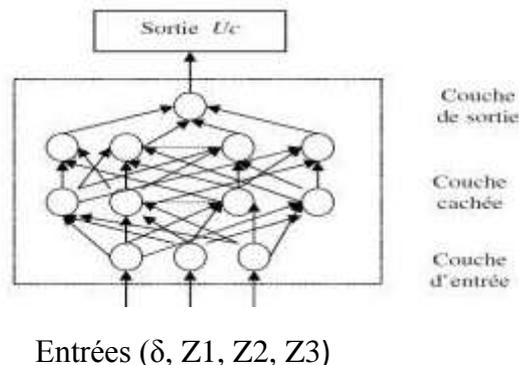
La méthode de RNA proposée a été développée sous l'environnement MATLAB, cette dernière a été entraînée pour prédire la tension critique de contournement des isolateurs pollués des lignes haute tension en utilisant certaines paramètres.

La conductivité  $\delta$  et la quantité de pollution dans la zone 1,2 et 3 ont été utilisés comme des variables d'entrées, tandis que la variable de sortie est la tension de contournement  $U_c$  (en kV).

Il est à noter, que nous disposons de deux bases de données différentes l'une est utilisée pour l'apprentissage de RNA, qui est constituée de 4\*204 d'entrée ( $\delta, Z1, Z2, Z3$ ) et 204 sorties correspondantes (valeurs "V" choisies) et l'autre formée de 4\*12 utilisée pour tester le RNA pour la prédiction de la tension de contournement .

### 3.5.1 Prédiction de la tension de contournement par la méthode du réseau de neurones Perceptrons multicouches (MLPNN):

L'architecture de ce type de réseau est illustrée sur la figure 3.3.



**Figure 3. 3 :** Architecture de l'approche MLPNN

L'utilisation de notre système de MLPNN consiste en plusieurs étapes qui peuvent être résumées comme suit :

### 3.5.1.1. Modèle du réseau de neurone

Un réseau de type propagation vers l'avant « FEED-FORWARD » est choisi. Les paramètres utilisés dans le modèle MLPNN sont montrés dans le tableau (3.2).

**Tableau 3.2** : Paramètre finaux de la structure et d'apprentissage de MLPNN

Paramètres de la structure et de l'apprentissage	
Nombre d'entrées	4*204
Nombre de sorties	1*204
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.

### 3.5.1.2. Résultat du nombre des neurones cachés et des couches cachées

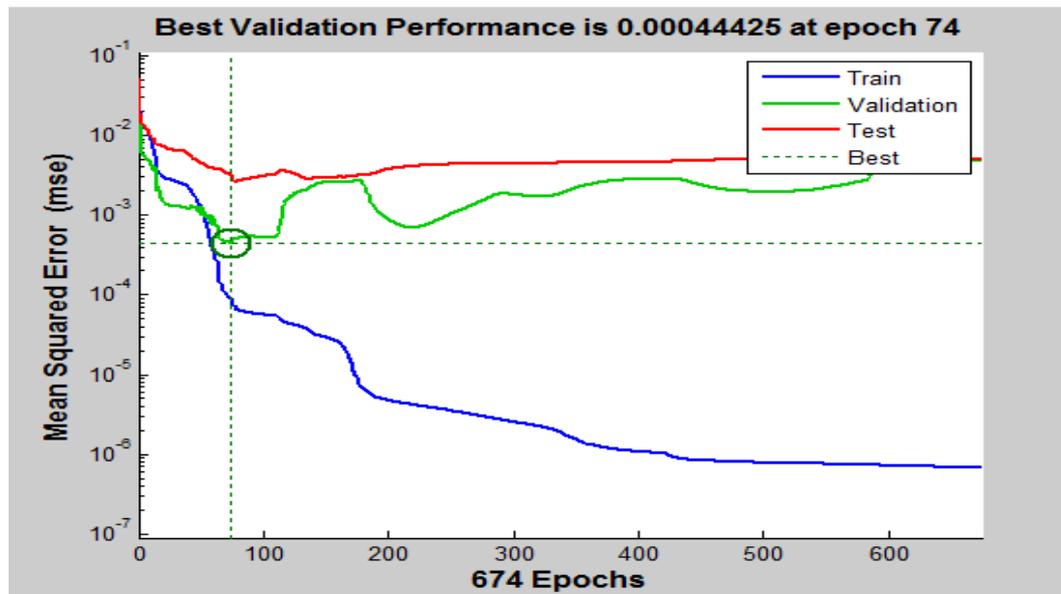
Après la création du réseau en utilisant NNTOOL sous Matlab, il nous reste de définir le nombre des couches cachées et le nombre des neurones par couche cachée.

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 2 à 6 qui sont régité par des itérations de 1000 comme l'indique sur le tableau (3.3).

**Tableau 3.3** Erreur calculé en fonction du

Nombre de couches \ Nombre de neurones	2	3	4	6
2	1.9381	0.8522	0.31452	0.27536
4	0.91497	0.055806	0.025419	0.34529
6	0.25659	0.53963	$1.7755 \cdot 10^{-3}$	0.39162
8	0.90136	0.79097	$4.44 \cdot 10^{-4}$	0.27741
10	$7.6799 \cdot 10^{-3}$	0.4581	0.14301	0.11872

La sélection des paramètres convenables du réseau des neurones se basant sur le terme d'erreur calculé (Tableau 3.3). Après une série d'apprentissage des différents réseaux choisis, nous avons préféré le réseau à 4 couches avec 8 neurones dans les couches cachées (2) et 1 neurone pour la couche de sortie, l'erreur calculée pour ce choix est  $4.44 \cdot 10^{-4}$ .



**Figure 3.4 :** Courbe de l'erreur (d'apprentissage de test et de validation).

La méthode de réseaux de neurones permet de calculer les valeurs de la couche de sortie en fonction des vecteurs d'entrée. L'erreur est la différence entre la valeur de sortie calculée par le réseau et la valeur désirée.

À l'itération suivante, l'algorithme ajuste les poids synaptiques dans le but de converger vers les bonnes valeurs.

L'algorithme s'arrête si l'erreur calculé est inférieure à 0.01 (Erreur < 0.01).

D'après la figure (3.4), on constate que  $MSE = 0.000444$

### 3.5.1.3. Création du MLPNN en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool

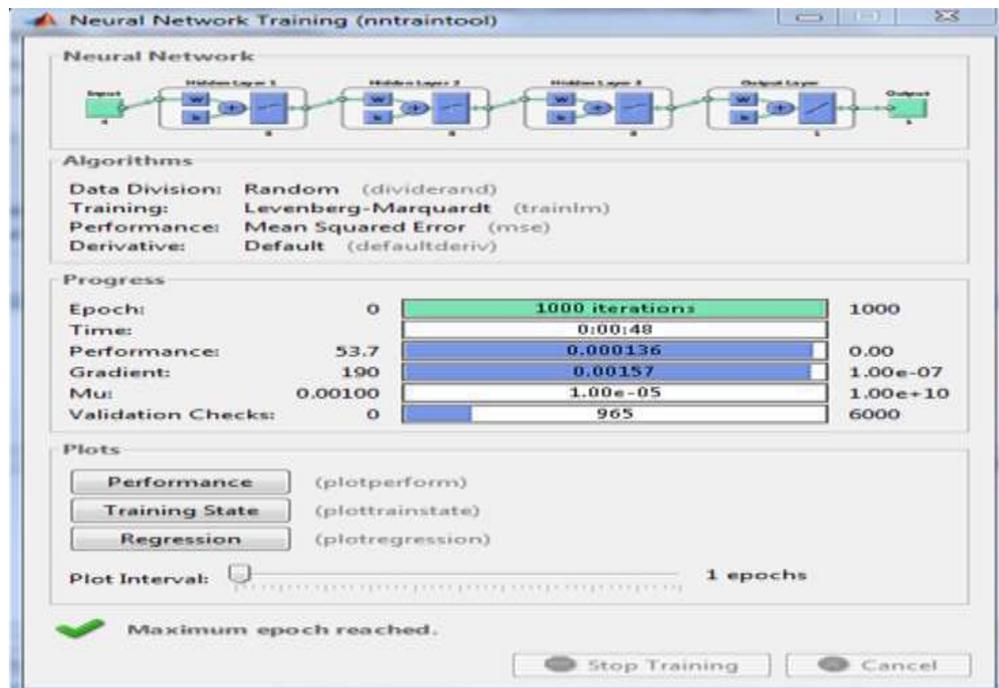
Les paramètres du réseau de neurones ANN que nous avons adoptés sont :

- ✓ Le type de l'approche ANN: perceptron multicouche (*Multilayer feed-forward*).
- ✓ Nombre des couches cachées (**4couches**).
- ✓ Nombre des neurones des couches cachées (**8neurones**).
- ✓ Nombre des neurones de la couche de sortie (**1 neurone**).
- ✓ Fonction d'activation des couches cachées tangente sigmoïde (*Logsig*) pour la couche cachée
- ✓ Fonction d'activation de la couche de sortie (**fonction linéaire (purelin)**).
- ✓ Trainlm: l'algorithme d'apprentissage.
- ✓ Algorithme et mode d'apprentissage : rétro-propagation (*Levenberg-Marquardt backpropagation*). Cet algorithme appartient aux algorithmes d'apprentissage par paquets (hors-ligne, off-line, batch mode) où les poids sont modifiés après le passage de tous les exemples. Il est dénommé dans MATLAB par Trainlm (apprentissage par l'algorithme Levenberg- Marquardt).
- ✓ Nombre d'itération : **1000**

**Tableau 3.4.** Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage du MLPNN.

Paramètres du RNA	
Nombre d'entrées	4*204
Nombre de sortie	1*204
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 back propagation)
Nombre de couches intermédiaires	4
Nombre de neurones par couche cachée	8

La figure. 3.5 donne l'interface nntool utilisé pour introduire les paramètres du MLPNN donnés par le tableau 3.4.



**Figure 3.5 :** l'interface nntool utilisé pour les paramètres du MLPNN donnés

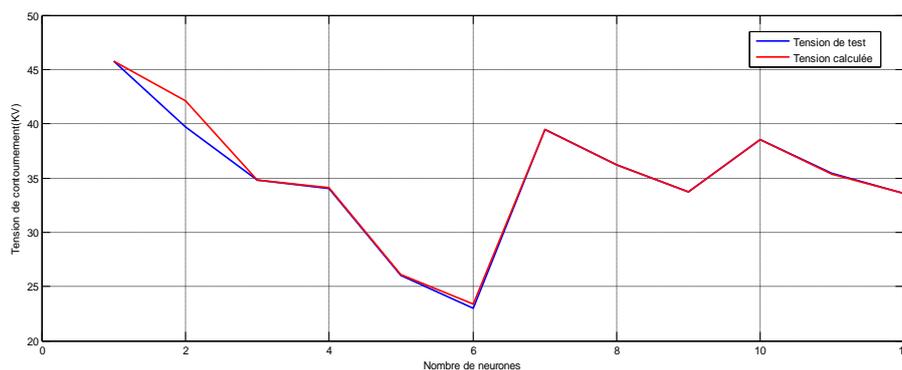
### 3.5.1.4 Résultats et discussions

Dans le tableau (3.5), nous avons présenté les calculs des erreurs quadratique (MSE) et des erreurs absolues.

**Tableau 3.5** : Critères de performances MSE et MAPE pour la technique MLPNN.

Tension de test (kV)	Tension calcule par Réseaux de Neurones (kV)	Erreur relative	Erreur quadratique (MSE)
45.8000	45.7515	0.11	0.0024
39.7000	42.1272	6.11	5.8913
34.8000	34.7928	0.02	0.0001
34.0000	34.1264	0.37	0.0160
26.0000	26.1023	0.39	0.0105
23.0000	23.3431	1.49	0.1177
39.5000	39.5007	0	0.0000
36.2000	36.2004	0	0.0000
33.7000	33.7182	0.05	0.0003
38.5000	38.5011	0	0.0000
35.4000	35.3286	0.2	0.0051
33.6000	33.5299	0.21	0.0049
		MAPE=0.7458	MSE=0.5040

La figure 3.6 présente la cible (résultats de simulation) et la sortie estimée normalisée de la tension de réseau de neurones (MLPNN proposée)

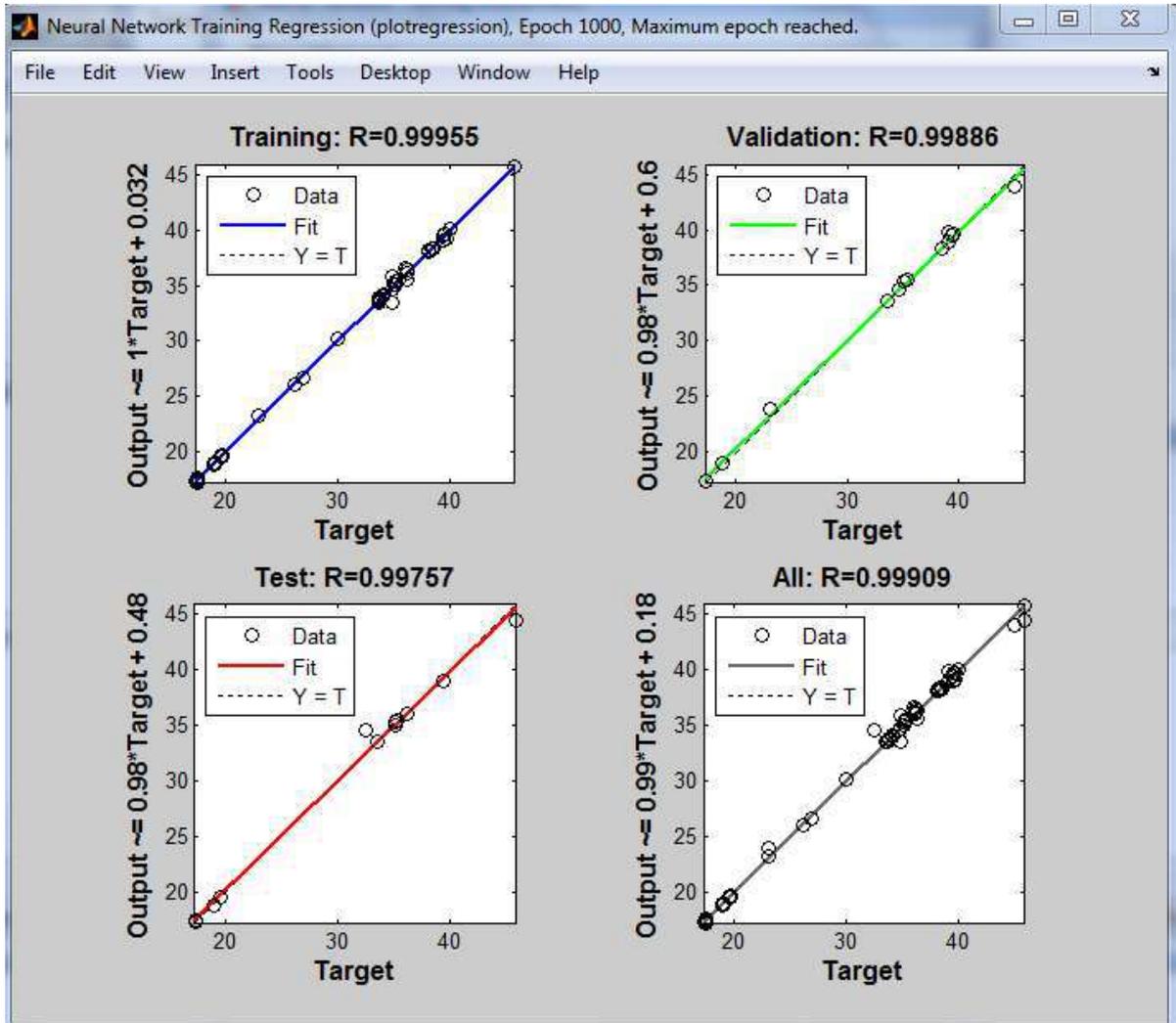


**Figure 3.6** : Performance de l’approche MLPNN pour le test

Les ordonnées de chaque courbe de la figure 3.6, représentent les sorties du réseau (tension de contournement) pour les entrées réservées à la validation et aux entrées réservées au test.

Les droites tracées en continu de chaque courbe de la figure 3.7 représentent la régression (fitting) de la relation qui relie les sorties calculées par RNA à celles désirées (tension de contournement).

Les droites tracées en pointillée représentent l'approximation (régression) de référence voulue (parfaite) (sorties désirées = sorties calculées) [18]. Lorsque ces deux droites se confondent presque, ou se confondent totalement, nous parlons alors, d'une meilleure performance.



**Figure 3.7.** Courbes de régression des résultats données par MLPNN

**On constate que :**

- ✓ Les données de l'apprentissage sont classées à 99.95%.
- ✓ Les données de validation sont classées à 99.88%.
- ✓ Les données de test sont classées à 99.75%.
- ✓ Globalement les données sont classées à 99.90%.

Les courbes de régression (figure 3.7) 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.

### 3.5.2 Prédiction de la tension de contournement par la méthode des réseaux de neurones de régression généralisée (GRNN)

#### 3.5.2.1 Architecture de réseaux de neurones (GRNN)

L'architecture de ce type de réseau est illustrée sur la figure 3.8

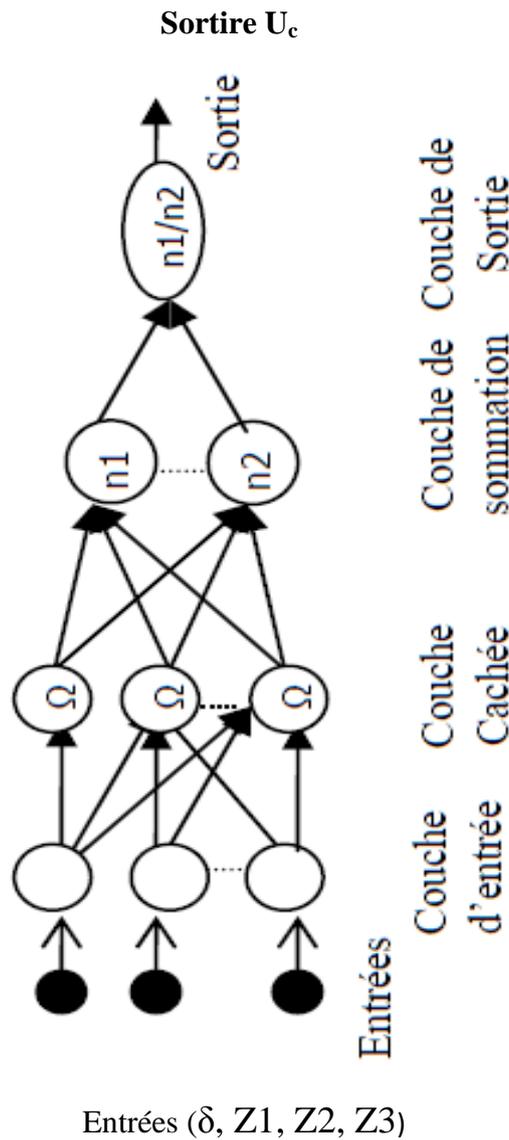


Figure 3.8. Architecture de l'approche GRNN.

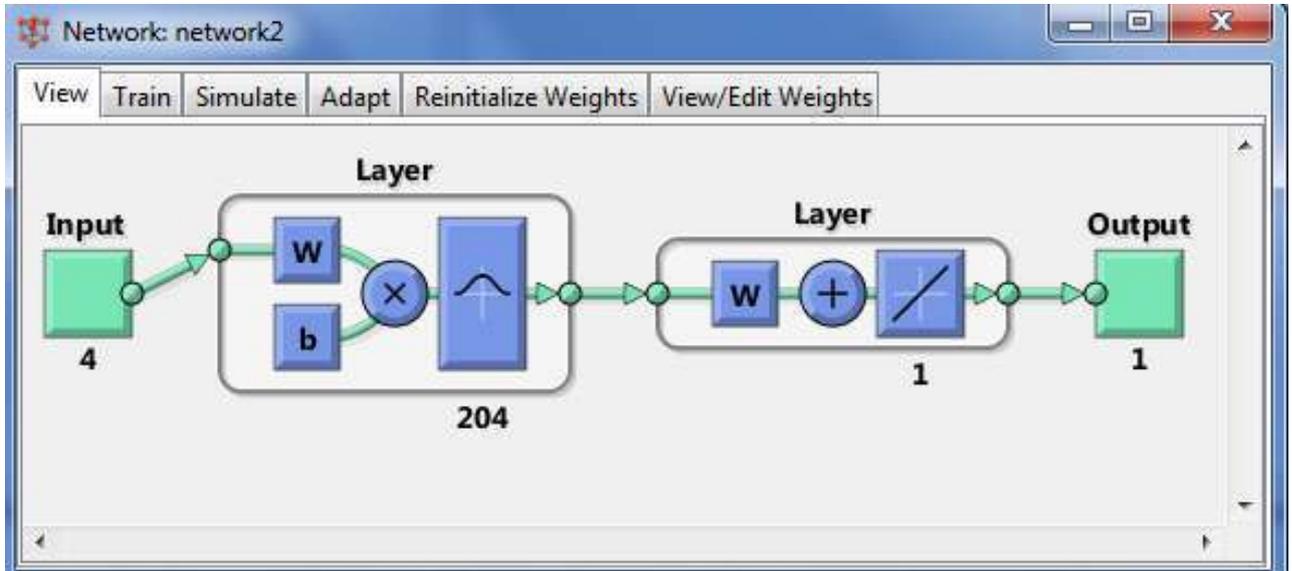
### 3.5.2.2. Création du GRNN en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool

Les paramètres utilisés dans le modèle GRNN sont montrés dans le tableau (3.6).

**Tableau 3.6 :** Paramètres du réseau de neurones (GRNN)

Paramètres du réseau de neurones (GRNN)	
Nombre d'entrées	4*204
Nombre de sortie	1*204
Valeur du paramètre « spread »	1

La figure. 3.9 donne l'interface nntool utilisé pour introduire les paramètres du GRNN donnés par le tableau 3.6.



**Figure 3.9** l'interface nntool utilisé pour les paramètres du réseau de neurones donnés

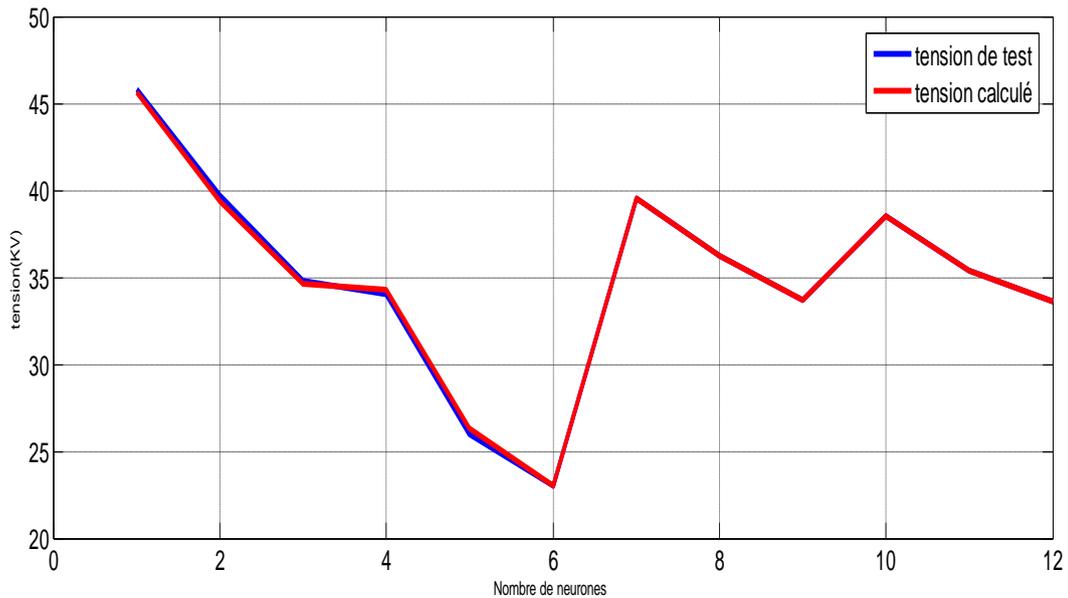
### 3.5.2.3. Performance du réseau de neurones (GRNN)

Dans le tableau (3.7), nous avons présenté les calculs des erreurs quadratique (MSE) et des erreurs absolues.

**Tableau 3.7** : Critères de performances MSE et APE pour la technique GRNN.

Tension de test (kV)	Tension calculé par Réseaux de Neurones (kV)	Erreur relative	Erreur quadratique (MSE)
45.8000	45.6772	0.27	0.0151
39.7000	39.3241	0.95	0.1413
34.8000	34.6042	0.56	0.0383
34.0000	34.3182	0.94	0.1013
26.0000	26.3544	1.36	0.1256
23.0000	23.0330	0.14	0.0011
39.5000	39.5094	0.02	0.0001
36.2000	36.2094	0.03	0.0001
33.7000	33.7166	0.05	0.0003
38.5000	38.4847	0.04	0.0002
35.4000	35.3847	0.04	0.0002
33.6000	33.5847	0.05	0.0002
		MAPE=0.3708	MSE=0.0353

La figure 3.10 présente la cible (résultats de simulation) et la sortie estimée normalisée de la tension critique de réseau de neurones (GRNN proposée) pour l'apprentissage.



**Figure 3.10.** Performance de l'approche GRNN pour le test

Cette figure montre une très bonne adaptation du réseau de neurones à la base de données utilisée pour de test. La corrélation entre les valeurs normalisées de la tension de contournement mesurées et estimées par l'approche GRNN est montrée sur la figure 3.11. Le coefficient de détermination ( $R^2$ ) est de l'ordre de 0.9996. Il faut mentionner que la valeur idéale de  $R^2$  est 1, ainsi que 0.9996 est une valeur non seulement acceptable, mais également très bonne.

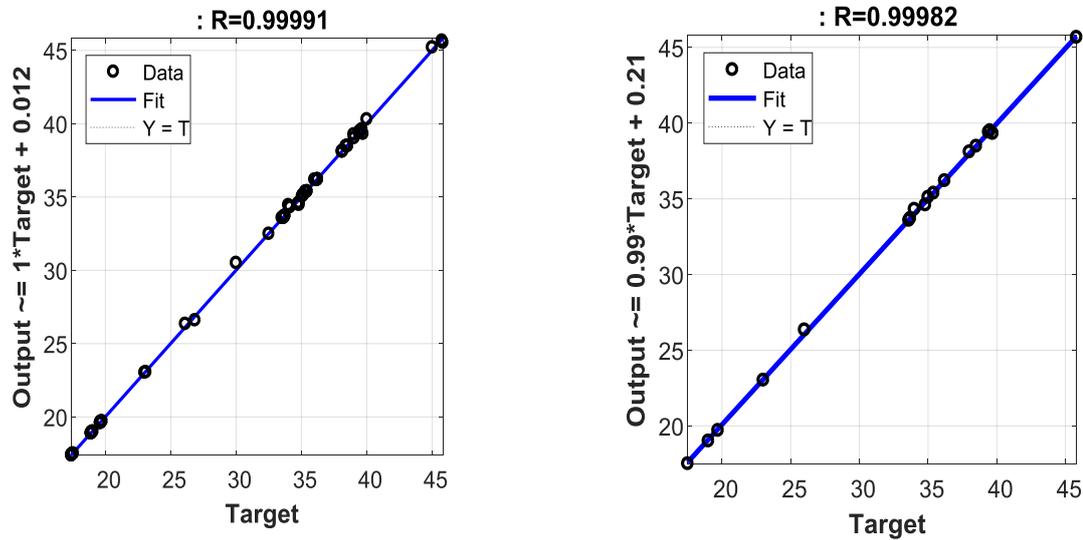


Figure3.11. Corrélation entre les valeurs mesurées et estimées de la tension

### 3.6 Comparaison MLP et GRNN :

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

Tableau 3.8 : Validation des approches GRNN et MLPNN proposées en termes des indices statistiques

Méthodes	RMSE	$R^2$	MAPE (%)
Réseau de neurones (GRNN)	0.1878	0.9996	0.371
Réseaux de neurones (MLPNN)	0.7099	0.9951	0.746

La comparaison des résultats de l'approche GRNN avec l'approche MLPNN, a permis de valider cette dernière (GRNN) avec une valeur de coefficient de détermination  $R^2$  de l'ordre de 0.9996 acceptable et supérieure à celle trouvée par l'autres méthode du tableau 3.8 .

### 3.7. Résultats et discussions

Une fois le réseau de neurones est créé, des tests seront effectués afin de vérifier la qualité des prévisions du modèle neuronal en lui présentant des nouveaux exemples d'entrées 4\*12 ( $\delta$ , Z1, Z2, Z3) qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage pour qu'il calcul les sorties correspondantes. Pour cela, nous utiliserons la fonction simulation définie comme suit:

$$V = \text{sim}(\text{network1}, [\delta \text{ Z1 Z2 Z3}]')$$

V : la sortie "V" calculée par le réseau nommé "network1".

Le tableau (3.9) contient les résultats de prédiction utilisant GRNN 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 des méthodes de simulation utilisées durant ce travail.

**Tableau 3.9** : Critères de performances MSE et APE pour la technique GRNN.

Zones Conductivité	Zone1	Zone2	Zone3	Tension	pratiques	Vcalc	Erreur	Evaluation
	(ml)	(ml)	(ml)	appliqué		RNA	absolue	
						(kV)	(%)	
7.5	11.6	13.3	23.3	45,80	Contournement	45.6772	0.27	Contournement
	23.3	26.6	46.6	39,70	Contournement	39.3241	0.95	Contournement
	34.9	39.9	69.9	34,80	Contournement	34.6042	0.56	Contournement
20	11.6	13.3	23.3	34	Contournement	34.3182	0.94	Contournement
	23.3	26.6	46.6	26	Contournement	26.3544	1.36	Contournement
	34.9	39.9	69.9	23	Contournement	23.0330	0.14	Contournement
80	11.6	13.3	23.3	39,50	Contournement	39.5094	0.02	Contournement
	23.3	26.6	46.6	36,20	Contournement	36.2094	0.03	Contournement
	34.9	39.9	69.9	33,70	Contournement	33.7166	0.05	Contournement
120	11.6	13.3	23.3	38,50	Contournement	38.4847	0.04	Contournement
	23.3	26.6	46.6	35,40	Contournement	35.3847	0.04	Contournement
	34.9	39.9	69.9	33,60	Contournement	33.5847	0.05	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 sauf un seul cas, ce qui donne un taux de réussite de prédiction de 91,66% globalement l'erreur de prédiction ne dépasse pas 2%.

Ce qui prouve l'efficacité du RNA dans la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur pollué en fonction deux paramètres: la conductivité et la quantité de la couche de pollution

### 3.8. Conclusion

Le présent chapitre décrit les réseaux de neurones de régression généralisée (GRNN) et des perceptrons multicouches (MLPNN) pour la prédiction de la tension de contournement.

Les Réseaux de neurones de type GRNN et de type MLPNN ont été appliquée en utilisant La conductivité  $\delta$  et la quantité de pollution dans le zone 1,2 et 3 comme variables d'entrées et la tension de contournement comme une variable de sortie.

Nous avons constaté que les résultats obtenus par réseaux de neurones de type GRNN sont plus performants par rapport à ceux trouvés par le réseau de neurones de type MLPNN, En effet, un coefficient de détermination ( $R^2$ ) de l'ordre de 0.9996 en phase de test a été obtenu avec GRNN, alors que pour MLPNN, il est de l'ordre de 0.9951.

# Conclusion générale

## **Conclusion Générale**

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 deux méthodes : les réseaux de neurones de type les réseaux de neurones de régression généralisée (General Regression Neural Network (GRNN)) et les Perceptrons multicouches (multilayer perceptron neural network (MLPNN)).

La méthode des réseaux de neurones a donné des bons résultats en les comparant avec les résultats pratiques donnés par la référence [4]. Ces derniers sont obtenus par la réalisation des essais pratiques au niveau de 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 la quantité de la pollution dans les trois zones de l'isolateur (nervures)) influe sur le contournement de l'isolateur de HT. En effet, les essais pratiques sont non seulement très coûteux mais aussi très difficiles à réaliser.

A partir de ce travail, on peut conclure que :

- ✓ L'application de la méthode des réseaux de neurones dans les calculs et la prédiction de la tension s'est avérée très utile. La puissance de cette méthode est mise en évidence par la bonne concordance, lors de la comparaison entre les résultats obtenus par les réseaux de neurones et les résultats expérimentaux. Les erreurs commises restent très acceptables, en effet les études comparatives effectuées lors de la confrontation des résultats témoignent de leurs efficacités et de leurs performances.
- ✓ L'utilitaire NNTOOL a montré une aptitude indiscutable dans la création et l'apprentissage de notre RNA simulé sous l'environnement Matlab.
- ✓ L'avantage principal de réseaux de neurones de type GRNN est la rapidité de la phase d'apprentissage obtenue grâce à l'utilisation de la fonction de type kernel.
- ✓ La différence principale d'un GRNN par rapport à un MLP est l'absence des poids de la couche cachée
- ✓ Les résultats présentés, ont montré l'efficacité de la méthode de réseaux de neurones de type GRNN dans l'estimation de la tension de contournement. Ceci est justifié par le coefficient de détermination ( $R^2$ ) permettant d'évaluer les performances de l'approche entre les valeurs estimées et réelles de la tension de contournement. La valeur de  $R^2$  obtenu par l'approche GRNN est de 0.9996, que est acceptable.

- ✓ Les réseaux de neurones GRNN donnent de meilleurs résultats dans notre cas, l'erreur est de 2% donc notre modèle réalisé est accepté.

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

## **Bibliographie**

- [1] S. Tounsi, F. Chikh, "Influence du sol sur le comportement d'un modèle d'isolateur sous tension ", Mémoire d'Ingénieur d'état en électrotechnique, ENP, Alger, 2008.
- [2] S. Allali et Y .Nakes, "Etude de contournement des isolateurs à haute tension", Mémoire master, Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued , 2019.
- [3] N. Mhaguen, "Développement de modèle dynamique de prédiction de la tension critique de contournement des isolateurs recouverts de glace basés sur la méthode des éléments finis ", Mémoire présenté à l'université du Québec a Chicoutimi comme exigence Partille de la maîtrise en ingénierie, 2011.
- [4] B. Dehmane, M. Khennine, "Modélisation d'un isolateur de haute tension par les réseaux de neurones ", Mémoire master en génie électrique, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2014.
- [5] A.Tilmatine , "Techniques de la haute tension", Cours , Université Djillali Liabes de Sidi-Bel-Abbes
- [6] S .Haddad et M .E. Azeddine ,"Estimation de la tension de contournement d'un isolateur capot et tige de haute tension artificiellement pollué en utilisant la logique floue", Mémoire master, Université Mohamed Boudiaf - Msila, 2019.
- [7] A. Kara, "Contribution à l'étude d'un modèle dynamique de contournement d'un isolateur pollué", Mémoire magistère en électrotechnique, Université Ferhat Abbes Sétif, 2013.
- [8] A. Tlidjane, R. Mekhalfia et H. Kebaili, " Etude du phénomène de contournement des isolateurs pollues sous tension continue", Mémoire d'ingénieure d'état en génie électrique, Université de Msila ,2010.
- [9] A. Abimouloud ,"Comportement d'une surface isolante partiellement polluée sous tension alternative 50Hz ", Mémoire de magister en Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique Alger, Décembre 1999.
- [10] A. Mekhaldi ,"Etude des phénomènes de conduction et de décharge électrique sur des surfaces isolantes polluées sous tension alternative 50 Hz", Thèse de doctorat d'état en Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique Alger, 1999.
- [11] F Z .Bettahr et R .Mesbahi," Diagnostique d'une chaine des isolateurs de haute tension par la méthode RNA", Mémoire de magister, Université Echahid Hamma Lakhdar d'El-Oued, 2018.
- [12] M .Bouhamama,"Modélisation du contournement sur isolateur réel pollue", Thèse de doctorat en Sciences, Université Djillali Liabes de Sidi-Bel-Abbes, 2018.
- [13] F. Aouabed, "Contribution à l'étude d'un circuit équivalent des isolateurs synthétiques sous pollution en utilisant l'EMTP", Mémoire magistère en électrotechnique, Université Ferhat Abbes Sétif.

- [14] N .Tadrent et A .Benamsili, "Effet de la distribution de la taille des gouttes d'eau recouvrant une isolation super hydrophobe sur sa performance électrique sous tension alternative", Mémoire magistère en électrotechnique, Université A/Mira de Bejaia, 2019
- [15] S. Mebaoudj et 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.
- [16] W. Mc Culloch and W. Pitts., "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bulletin of Mathematical Biophysics", Vol.7. pp. 115-133, 1943
- [17] S.A .Bessedik , "Contournement des isolateurs pollués", Thèse de doctorat , Université Mohamed Boudiaf d'Oran ,2015
- [18] CH. Abd elkebir et S.Barkat, "Implémentation de méthode d'intelligence artificielle pour la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension artificiellement polluée sous MTLAB/Simulink", Mémoire master en génie électrique, Université Mohamed Boudiaf Msila, 2018.
- [19] Y. Hen Hu, J. Neng Hwang, "Handbook of neural network signal processing ", CRC Press LLC, United States of America, 2001.
- [20] L. Baghli, "Contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques", Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, France, 1999.
- [21] K.F. Man, and W.A. Halang, "Genetic algorithms for control and signal processing", In:Proceedings of the 23rd Inter. Conf. on Industrial Electronics, Control and Instrumentation. Vol. 4. New Orleans, LA, USA. pp. 1541-1555, 1997.
- [22] CH. Medjahed "Mise en point d'un programme d'optimisation pour le stockage d'énergie thermique" , Mémoire en vue de l'obtention du diplôme de magister, Université Mohamed Boudiaf d'Oran, 2013
- [23] B. Habiboullah, B. Ladjedel"Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la prédiction de la vitesse de vent", Mémoire présenté pour l'obtention Du diplôme de Master Académique, Université Mohamed Boudiaf d' Msila, 2018
- [24] N. Ben Romdhane, K. Taouil ,S. Boudaya,H. Turki,MS. Bouhlel" Sélection des Variables et Classification par Réseaux de Neurones des Lésions Dermatologiques" 4th International Conférence: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Télécommunications March 25-29, 2007 – TUNISIA, SETIT 2007

**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 l'intelligence artificielle.

Tout d'abord, des tests pratiques ont été effectués sur un isolateur de haute tension pour collecter une base de données utilisée dans la mise en œuvre du concept d'intelligence artificielle. Ces tests ont été réalisés pour différents niveaux de pollution artificielle (eau distillée saline). Le concept est obtenu expérimentalement par des tests et réalisé par la référence [4] dans le laboratoire de haute de tension de l'Université de Biskra.

Ensuite, nous avons introduit les réseaux de neurones (régression généralisée et les perceptrons multicouches) comme une technique d'intelligence artificielle pour prédire la tension de contournement de l'isolateur de haute tension

Enfin, une comparaison a été faite entre les résultats obtenus par réseaux de neurones de régression généralisée (GRNN) et les résultats pratiques.

Les résultats obtenus montrent une grande efficacité de la méthode des réseaux de neurones dans la prédiction de la tension de contournement des isolateurs de haute tension par rapport à celles obtenues par des tests pratiques.

**Mots clés :** Tension de contournement, Pollution artificielle, réseau de neurones artificiels, régression généralisée, prédiction, perceptrons multicouches.

**Abstract:**

---

The objective of our study is to predict the flashover of an artificially polluted high voltage insulator subjected under the influence of the applied voltage amplitude, the quantity and the conductivity of the pollution using artificial intelligence

First, practical tests were performed on a high-voltage insulator to collect a database used in the implementation of the artificial intelligence concept. These tests were realised for different levels of artificial pollution (saline distilled water). The concept is experimentally obtained by tests and realised by the reference (4) in the high voltage laboratory at the University of Biskra.

Second, we have introduced artificial neural networks (General Regression Neural Network (GRNN)) and multilayer perceptron neural network (MLPNN)) 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.

**Keywords:** Flashover voltage, artificial pollution, artificial neuron network, Prediction, artificial intelligence, General Regression Neural Network.

## ملخص

الهدف من دراستنا هو التنبؤ بالجهد الالتفافي لعازل عالي الجهد ملوث صناعياً يخضع لتأثير قيمة الجهد المطبق وكمية ناقلية التلوث باستخدام الذكاء الاصطناعي

أولاً ، أجريت تجارب على عازل عالي الجهد لجمع قاعدة البيانات المستخدمة في تطبيق مفهوم الذكاء الاصطناعي.

تم إجراء هذه التجارب لمستويات مختلفة من التلوث الصناعي (الماء المقطر الملحي) للحصول على قاعدة البيانات التي تم تحقيقها من خلال المرجع [4] في معمل الجهد العالي بجامعة بسكرة.

ثانياً ، استخدمنا الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) كطريقة من طرق تقنيات الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بجهد وميض عازل الجهد العالي .

في الأخير ، تم إجراء مقارنة بين النتائج التي حصل عليها الذكاء الاصطناعي والنتائج التجريبية. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها كفاءة عالية لتقني الانحدار المعمم الشبكة العصبية في التنبؤ بجهد وميض عوازل الجهد العالي مقارنة بتلك التي تم الحصول عليها عن طريق التجارب العملية.

**الكلمات المفتاحية :** جهد وميض ، تلوث اصطناعي ، شبكة عصبونات اصطناعية ، تنبؤ ، ذكاء اصطناعي, الانحدار المعمم الشبكة العصبية