

**République Algérienne Démocratique Et Populaire**

**Ministère De L'enseignement Supérieur Et De La Recherche Scientifique**

**Université Mohamed Boudiaf - M'sila**



جامعة محمد بوضياف - المسيلة  
Université Mohamed Boudiaf - M'sila

**Faculté De Technologie**

**Département Génie Electrique**

**MEMOIRE**

**Présenté pour l'obtention**

**Du diplôme de Master Académiques**

**Filière : Electrotechnique**

**Option : Réseaux Electriques**

**THEME**

**Implémentation de méthode d'intelligence artificielle pour la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension artificiellement pollué sous MTLAB/Simulink.**

**Dirigé par**  
**Mr. Hani Benguesmia**

**Présentés par**  
**ABD ELKEBIR Chayma**  
**BARKAT Samia**

**Année universitaire : 2017 /2018**

## Dédicace

A l'homme de ma vie, mon exemple éternel, mon soutien moral et source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, à toi mon père.

A la lumière de mes jours, la source de mes effort, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur, maman que j'adore.

Aux personnes dont j'ai bien aimé la présence dans ce jour, à tous frères et sœurs, mes nièces et mes neveux, je dédie ce travail dont le grand plaisir leurs revient en premier lieu pour leur conseils, aides, et encouragements.

Aux personnes qui m'ont toujours aidé et encouragé, qui étaient toujours à mes cotés, et qui m'ont accompagnait durant mon chemin d'études supérieur, mes aimables amis, collègues d'étude, et frères de cœur, à toi Jumeaux KHALIL ABDELKEBIR, Ma

sœur NADIA ABDELKEBIR

ABDELKEBIR CHAYMA

## Dédicace

A mon cher père et ma chère mère, qui m'ont  
beaucoup soutenu tout le long de mon parcours,  
pour leurs sacrifices et leur amour, sans limite

Que Dieu me les garde

A mes chères sœurs Ahlam , hind , Hakima  
, nesslerin et baylassan

A toute ma famille

A mon mari Khaled pour son soutien, son aide et  
sa présence

A mon amie et binôme chayma

A toutes mes amies qui m'aiment et à tous ceux  
qui m'apprécient...

Je dédie ce mémoire

BARKAT SAMIA

## Remerciements

Tout d'abord, je remercie tout-puissant, pour la volonté  
Santé et la patience qu'il m'a donnée durant toutes ces années d'études et,

« Quiconque ne remercie pas le gens, ne remercie pas dieu »

Je tiens à remercier le chef de la SENELGAZ de Draa Alhaja à M'sila, lieu

De la réalisation de ce travail pour son accueil, ses efforts.

Sans oublier tous les travailleurs de GRTE pour leurs conseils et leur gentillesse.

Mes remerciements vont particulièrement à mon encadreur Mr. H. BENGUESMIA  
Qui a accepté de superviser mon humble travail et m'a fourni des conseils judicieux  
par son exigence de rigueur et ses orientations, et qui a largement contribué à la  
réalisation et à l'achèvement de ce travail, sans lui, ce travail n'aurait vu le jour.

Nous exprimons notre respect au président du jury ainsi qu'aux membres du jury  
pour nous avoir fait l'honneur d'accepter de juger ce travail.

Et à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce  
travail, et qui m'ont encouragée, et soutenue tout au long de ce travail.

En fin, j'adresse mes plus sincères remerciements à mes parents, collègues et amis,  
Qui m'ont toujours soutenue et encouragée au cours de la réalisation de ce modeste  
travail.

Chayma & Samia

# LISTE DES FIGURES

## Liste des Figures

N°	Chapitre I	Page
<b>Figure I.1</b>	Les différents modèles d'un isolateur rigide	05
<b>Figure I.2</b>	La coupe de l'isolateur capot et tige	06
<b>Figure I.3</b>	Isolateurs à long fût	07
<b>Figure I.4</b>	Profil d'un isolateurs en matériaux synthétiques	09
<b>Figure I.5</b>	Contournement	13
<b>Figure I.6</b>	Dépôt de la pollution	17
<b>Figure I.7</b>	Humidification de la pollution	18
<b>Figure I.8</b>	Développement des zones sèches et apparition d'arcs	18
<b>Figure I.9</b>	Comportement des arcs	19
<b>Chapitre II</b>		
<b>Figure II.1</b>	Représentation d'un neurone	21
<b>Figure II.2</b>	Différents types de fonctions d'activations pour le neurone	24
<b>Figure II.3</b>	Topologies des réseaux de neurones artificiels	25
<b>Figure II.4</b>	Le réseau monocouche	26
<b>Figure II.5</b>	Réseau de neurones multicouches	26
<b>Figure II.6</b>	Connexions directes (a) et Connexions récurrentes (b)	27
<b>Figure II.7</b>	Connexions partielles (a) et Connexions totales (b)	30
<b>Figure II.8</b>	Apprentissage supervisé	30
<b>Figure II.9</b>	Apprentissage non supervisé	30
<b>Chapitre III</b>		
<b>Figure III.1</b>	Isolateur de haute tension 1512L propre	36
<b>Figure III.2</b>	Les zones de la pollution discontinue	36
<b>Figure III.3</b>	Interface graphique « nntool »	39
<b>Figure III.4</b>	Création des données	40
<b>Figure III.5</b>	Paramètres du RNA dans le cas d'utilisation deux couche cachées et 6 neurones par couche.	40
<b>Figure III.6</b>	Interface graphique « nntool », après la création du réseau appelée network2.	41

<b>Figure III.7</b>	Fenêtre de l'apprentissage de l'outil nntool ans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée et 3 neurones par couche	44
<b>Figure III.8</b>	Structure de RNA dans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée et 2 neurones par couche	44
<b>Figure III.9</b>	Procédure de la détermination du nombre de couches cachées et le nombre des neurones par couche	45
<b>Figure III.10</b>	Courbes de régression	46
<b>Figure III.11</b>	Comparaison entre les valeurs du modèle RNA et les valeurs expérimentales, pour différents niveau de pollution	53
<b>Figure III.12</b>	Comparaison entre les valeurs du modèle RNA et les valeurs expérimentales, pour différents conductivités	55

# LISTE DES TABLEAUX

---

## Liste des Tableaux

N°	Chapitre II	Page
<b>Tableau II.1</b>	Transition entre le neurone biologique et le neurone formel	20
<b>Chapitre III</b>		
<b>Tableau III.1</b>	Répartition des zones polluées sur les niveaux	37
<b>Tableau III.2</b>	Paramètres du réseau de neurones artificiel utilisé	43
<b>Tableau III.3</b>	Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage du RNA	45
<b>Tableau III.4</b>	Données expérimentales collectées et résultats de prédiction.	48
<b>Tableau III.5</b>	Erreur en (%)de prédiction obtenus par le système (RNA) sous MATLAB pour différents d'entrées ( $\delta$ , Z1, Z2, Z3, Z4) utilisé pour l'apprentissage.	51
<b>Tableau III.6</b>	Tension de prédiction obtenus par le système (RNA) sous MATLAB pour différents d'entrées ( $\delta$ , Z1, Z2, Z3, Z4) qui sont pas utilisé pour l'apprentissage.	52

# SOMMAIRE

---

**SOMMAIRE**

<b>Liste des figures</b>	<b>i</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>iii</b>
<b>Sommaire</b>	<b>iv</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>01</b>
<b>Chapitre I : Phénomène De Pollution Des Isolateurs De Haute Tension</b>	
I.1.Introduction	03
I.2. Les Isolateurs	03
I.2.1. Fonctionnement et constitution d'un isolateur	03
I.2.2. Principaux Types d'isolateurs	04
I.2.2.1. Isolateur de type rigide	04
I.2.2.2. Isolateurs suspendus ou éléments de chaîne	05
I.2.2.3. Choix des isolateurs	07
I.2.3. Matériaux utilisés	07
I.2.3.1. Isolants	07
I.2.3.2. Matériaux synthétiques	08
I.2.4. Pollution des isolateurs	09
I.2.4.1. Sources de pollution	10
I.2.4.2. Impact de la pollution	11
I.3. Contournement des isolateurs pollués	12
I.4. Méthodes d'essais sous pollution	13
I.4.1. Essais sous pollution naturelle	13
I.4.2. Essais sous pollution artificielle	14
I.4.2.1. Méthode de la couche solide	14
I.4.2.2. Méthode de brouillard salin	15
I.4.2.3. Méthode de la chambre de poussière	15
I.5. Techniques de lutte contre la pollution	15

---

I.5.1. Allongement de la ligne de fuite	15
I.5.2. Graissage des surfaces des isolateurs	16
I.5.3. Lavage des isolateurs	16
I.5.4. Isolateurs plats	16
I.5.5. Revêtement silicone	16
I.6. Phénomène de contournement d'isolateurs pollués	17
Etape 1: Dépôt de la pollution	17
Etape 2: Humidification de la pollution	18
Etape 3: Développement des zones sèches et apparition d'arcs	18
Etape 4: Comportement des arcs	19
I.6.1. Modèles statiques de contournement	19
I.7. Conclusion	20

## **Chapitre II : Réseaux De Neurones Artificiels**

II.1. Introduction	19
II.2. Le Neurone Formel (Artificiel)	19
II.3. Structure d'un neurone artificiel	20
II.4. Réseau de neurones	21
II.4.1. Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA)	22
II.4.1.1. L'application au traitement du signal	22
II.4.1.2. Fonctionnement	23
II.4.2. Modélisation générale	24
II.5. Architecture du réseau de neurones	24
II.5.1. Réseau de neurones monocouche : le perceptron	25
II.5.2. Réseaux de neurones multicouches	26
II.6. Connexions du réseau de neurones	26
II.7. Méthode 1: Feed Forward-Back Propagation	28
II.7.1. La couche d'entrée	28
II.7.2. La couche de sortie	28

---

II.7.3. Les couches cachées	28
II.7.4. Le nombre de couches cachées	28
II.7.5. Le nombre de neurones dans les couches cachées	29
II.8. Apprentissage des réseaux de neurones	29
II.8.1 Apprentissage simple du perceptron : méthode du gradient et algorithme de Widrow-Hoff	31
II.8.2 Apprentissage du perceptron multicouches.	31
II.8.2.1. Rétro-propagation	31
II.8.2.2. Résumé de l'algorithme de rétro-propagation	32
II.8.2.3. Algorithme d'apprentissage	33
II.9. Avantage et Inconvénients des réseaux de neurones	34
II.9.1. Avantage des réseaux de neurones	34
II.9.2. Inconvénients des réseaux de neurones	34
II.10. Conclusion	34

## **Chapitre III : Résultats Et Validation**

III.1. Introduction	35
III.2. Présentation du model 1512L	35
III.3. Prédiction des étapes de la décharge en utilisant les réseaux de neurones artificiels	37
III.4. Conception du réseau de neurones	37
III.5. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurone	38
III.6. Elaboration de la structure du réseau	38
III.6.1. Nombre de couches cachées	38
III.6.2. Nombre de neurones	38
III.6.3. Apprentissage	38
III.6.4. Validation et Tests	39
III.7. Implémentation et simulation	39

III.7.1. Création des données	39
III.7.2. Création du réseau	40
III.7.3. Mise en œuvre du réseau	41
III.7.4. Méthodes d'apprentissage	42
III.7.5. Application du RNA	42
III.7.5.1. Modèle de réseau de neurone	42
III.7.5.2. Résultat du nombre des neurones cachés et des couches cachées	43
III.7.5.3. Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire Nntool	44
III.7.5.4. Performance du réseau	46
III.8. Résultats	47
III.8.1. Influence de la conductivité	49
III.8.2. Influence du niveau de pollution	54
III.9. Conclusion	56
<b>Conclusion générale</b>	<b>57</b>
<b>Bibilographie</b>	<b>58</b>

# INTRODUCTION GENERALE

# Introduction générale

Les lignes aériennes de transport de l'énergie électrique sont exposées à diverses contraintes. Parmi celles-ci, la pollution des isolateurs qui constitue l'un des facteurs de première importance dans la qualité et la fiabilité du transport d'énergie.

Ainsi, la connaissance du degré de pollution est une condition indispensable pour dimensionner convenablement l'isolation extérieure. En effet, l'accumulation des couches polluantes à la surface des isolateurs engendre une conductivité électrique superficielle. La répartition du potentiel le long de la ligne de fuite se trouve ainsi modifiée. Suivant les conditions atmosphériques, la tension de rupture diélectrique de l'air peut être atteinte entre deux points de la surface isolante provoquant ainsi l'amorçage d'un arc électrique qui, par la suite court-circuite une partie de la ligne de fuite. Dans le cas extrême, l'arc peut provoquer un contournement total de l'isolateur qui se traduit par un court-circuit entre la partie portée à la H.T et la mise à la terre, engendrant ainsi une importante perte de puissance. Le contournement déclenche habituellement les protections du réseau et contribue à la dégradation des isolateurs.

Il est donc nécessaire de retirer ce dépôt superficiel lorsqu'il devient dangereux par les techniques de lutte contre la pollution comme le lavage ou le graissage.

L'évaluation convenable du risque d'amorçage permettrait de ne pratiquer cette opération, coûteuse et souvent gênante pour l'exploitation, que lorsqu'elle est nécessaire. Pour cela, l'analyse du courant de fuite qui est un paramètre facilement mesurable, permet de recueillir un certain nombre d'informations à la fois sur l'état de surface de l'isolateur ainsi que sur l'activité électrique se produisant à sa surface afin de déterminer l'instant idéal de lavage de ces derniers[1].

L'objectif principal de ce projet consiste à voir 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 le niveau de pollution appliqué.

Le but de la démarche proposée dans ce travail est d'arriver à prédire la tension de contournement d'un isolateur en fonction de la variation de la conductivité et le

niveau de la pollution des différentes zones de sa surface en utilisant l'une des techniques de l'intelligence artificielle qui est les réseaux de neurones artificiels.

Les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples (ou neurones) fonctionnant en parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés par le système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau (de neurone) est fortement influencé par les connexions des éléments entre eux. [2]

Ce mémoire sera réalisé comme suit:

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

Dans le deuxième chapitre nous présenterons la théorie des réseaux de neurones artificiels, et leur apprentissage ainsi que les avantages et les inconvénients.

Dans le dernier chapitre nous avons appliqué la méthode des réseaux de neurones artificiels (RNA) de type back-propagation comme algorithme d'apprentissage pour estimer le niveau de pollution ainsi que la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur pollué.

Et nous terminons notre travail par une conclusion générale qui représente une synthèse globale de notre travail.

# CHAPITRE I

Phénomène de pollution des isolateurs de haute tension

# Chapitre I

## Phénomène de pollution des isolateurs de haute

---

I.1.Introduction	03
I.2. Les Isolateurs	03
I.2.1. Fonctionnement et constitution d'un isolateur	03
I.2.2. Principaux Types d'isolateurs	04
I.2.2.1. Isolateur de type rigide	04
I.2.2.2. Isolateurs suspendus ou éléments de chaîne	05
I.2.2.3. Choix des isolateurs	06
I.2.3. Matériaux utilisés	07
I.2.3.1. Isolants	07
I.2.3.2. Matériaux synthétiques	07
I.2.4. Pollution des isolateurs	08
I.2.4.1. Sources de pollution	08
I.2.4.2. Impact de la pollution	10
I.3. Contournement des isolateurs pollués	11
I.4. Méthodes d'essais sous pollution	11
I.4.1. Essais sous pollution naturelle	12
I.4.2. Essais sous pollution artificielle	12
I.4.2.1. Méthode de la couche solide	12
I.4.2.2. Méthode de brouillard salin	13
I.4.2.3. Méthode de la chambre de poussière	13
I.5. Techniques de lutte contre la pollution	13
I.5.1. Allongement de la ligne de fuite	14
I.5.2. Graissage des surfaces des isolateurs	14
I.5.3. Lavage des isolateurs	14
I.5.4. Isolateurs plats	14
I.5.5. Revêtement silicone	15
I.6. Phénomène de contournement d'isolateurs pollués	15
Etape 1: Dépôt de la pollution	15
Etape 2: Humidification de la pollution	16
Etape 3: Développement des zones sèches et apparition d'arcs	16
Etape 4: Comportement des arcs	17
I.6.1. Modèles statiques de contournement	17
I.7. Conclusion	18

# Chapitre I : Phénomène de pollution des isolateurs de haute tension

## I.1. Introduction

Les équipements de haute tension (HT), présents dans les réseaux aériens de transport de l'énergie électrique, sont supposés opérer de façon fiable quelles que soient les conditions environnementales. En particulier, le prix des lignes aériennes, constituent un élément essentiel dans le bon fonctionnement de ces lignes. 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 faits avec un maximum de soin, pour assurer le bon fonctionnement de la ligne de haute tension [3].

Dans ce chapitre, on aborde étude des isolateurs de haut tension, depuis une synthèse des différents aspects des phénomènes de pollutions est présentée. Le défaut de contournement des isolateurs des systèmes énergétiques, causé par des conditions climatiques et environnementales sévères, peut apparaître occasionnellement. En effet ce phénomène (le contournement) est un type de décharges électriques, et plus précisément c'est une décharge surfacique.

## I.2. Les Isolateurs

L'isolateur est un matériau isolant solide que présente une très grande Résistance au passage du courant et dont la conductibilité est pratiquement nulle. Il est utilisé pour isoler les conducteurs ou les pièces sous tension afin d'empêcher les court-circulation, les pertes de courant et les charges d'électrocution [4].

### I.2.1. Fonctionnement et constitution d'un isolateur

Les isolateurs sont des composants indispensables au transport et à la distribution de l'énergie électrique. Leur fonction est de réaliser une liaison mécanique entre des conducteurs portés à des potentiels différents accrochés aux pylônes des lignes aériennes, ils maintiennent les conducteurs dans la position spécifiée (isolateurs d'alignement et d'ancrage), ils assurent la transition entre

l'isolation interne (huile, SF6) et l'isolation externe, ils permettent de raccorder Les matériels électriques au réseau (traversées de transformateur, extrémités de Câbles) et ils constituent, également, l'enveloppe de certains appareils (Disjoncteurs, parafoudres, réducteurs de mesure) [5].

Les isolateurs sont conçus et dimensionnés pour résister aux contraintes prévisibles introduites par l'environnement. Du point de vue électrique, l'isolateur est considéré comme étant deux électrodes dont l'intervalle comporte trois zones constituant trois isolants en parallèle ayant des comportements différents, qui sont les suivants [6]:

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

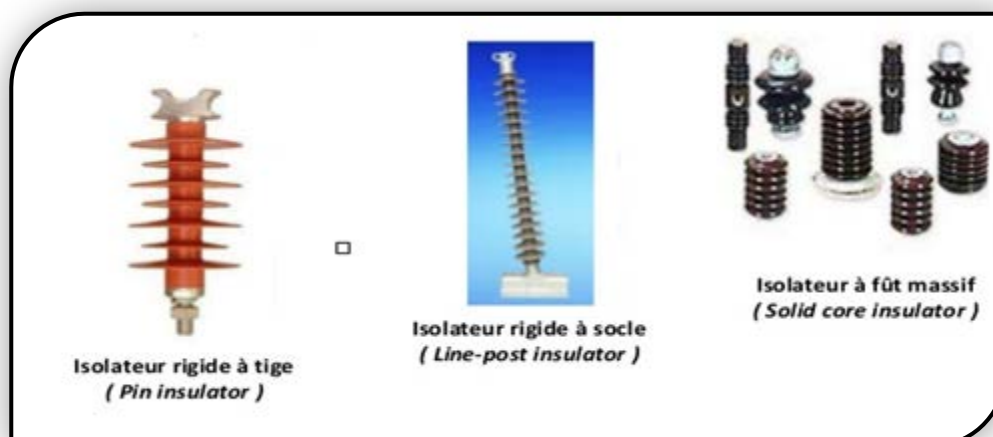
## I.2.2. Principaux Types d'isolateurs

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

### I.2.2.1. Isolateur de type rigide

Un isolateur rigide est relié au support par un axe fixe. Tous les isolateurs rigides normalisés sont livrés avec une douille scellée de telle façon qu'ils puissent être vissés directement sur les ferrures correspondantes. La céramique et le verre sont les deux matériaux utilisés pour les isolateurs rigides [7].

La figure I.1 ci-dessus représenté les différents modèles d'un isolateur rigide.



**Figure I.1.** Les différents modèles d'un isolateur rigide.

### I.2.2.2. Isolateurs suspendus ou éléments de chaîne

Ils sont constitués par le matériau isolant et d'une pièce métallique qui sert à réaliser la liaison entre deux isolateurs et à donner une certaine flexibilité à la chaîne d'isolateurs.

La chaîne d'isolateurs est montée sur le pylône en suspension soit verticalement (chaîne d'alignement), soit d'une façon horizontale (chaîne d'ancrage) [8][9].

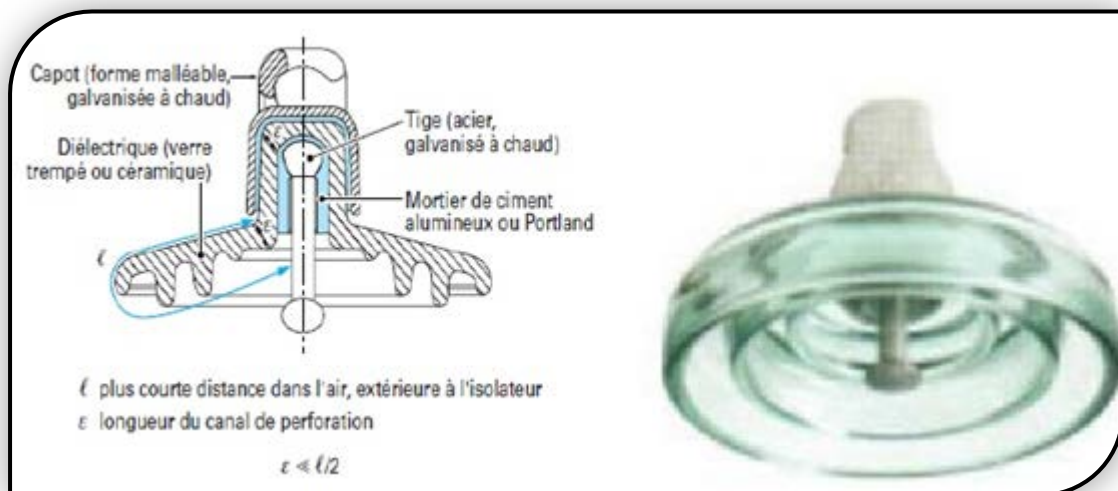
Il existe deux types principaux d'éléments de chaîne:

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

#### a. Isolateurs à capot et tige

L'isolateur capot et tige est constitué d'un bloc isolant portant à sa partie supérieure un capot scellé en fonte malléable et à l'intérieur une tige en acier, avec cannelures et dont la tête conique est également scellée dans le verre (ou la porcelaine). L'extrémité inférieure de cette tige est arrondie et a les dimensions voulues pour pénétrer dans le capot de l'élément suivant, et y être maintenue par une goupille [10-11].

La coupe de l'isolateur capot-tige est schématisée à la figure I.2.



**Figure I.2.** La coupe de l'isolateur capot et tige.

### b. Isolateurs à long fût

Il est constitué d'un cylindre plein en céramique, en porcelaine ou en matériaux synthétiques, muni d'ailettes. A chaque extrémité est fixée une pièce métallique de liaison. Celle-ci peut être enveloppante en forme de capot scellé autour des extrémités tronconiques prévues sur le 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 [12].

L'isolateur à long fût est schématisée à la figure I.3.

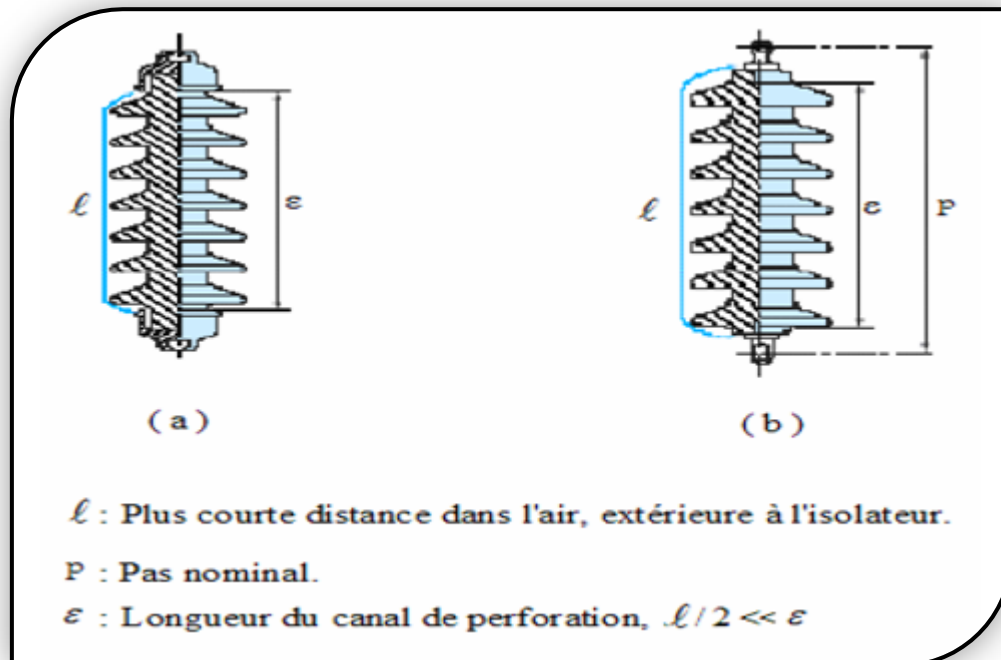


Figure I.3. Isolateurs à long fût.

#### I.2.2.3. Choix des isolateurs

Les isolateurs entrent pour un pourcentage très modeste de l'ordre de 7%, dans le prix d'une ligne aérienne moyenne tension. Cependant, ils sont un élément essentiel dont dépendent la sécurité d'exploitation, la qualité et la continuité de service [13].

Les isolateurs les mieux adaptés à un environnement donné sont ceux qui retiennent le taux de dépôts polluants le moins élevé, c'est-à-dire ceux qui possèdent les meilleures propriétés d'auto-nettoyage.

### **I.2.3. Matériaux utilisés**

Un isolateur est constitué en général de deux parties : une partie isolante et des pièces métalliques de liaison, scellées sur cette partie isolante [3].

#### **I.2.3.1. Isolants**

On trouve plusieurs isolants solides qui peuvent être utilisés pour la fabrication des isolateurs de haute tension comme le verre, la céramique. Ces dernières années, on s'intéresse de plus en plus à l'utilisation des isolateurs en matériaux polymères [4].

##### **a. Isolant Céramiques**

Elles sont actuellement utilisées pour les isolateurs de haute tension et correspondent à des formules voisines.

L'isolateur, après usinage de son ébauche cylindrique humide (type à capôt et tige) ou sèche (type à long fût), est cuit dans un four à une température et pendant une durée convenable. Certaines céramiques à grains très fins sont recommandées pour des isolateurs devant supporter des efforts mécaniques élevés [3].

##### **b. Isolant Verres**

Deux types sont utilisés :

###### **b.1. Le 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 résiste pas aux variations brusques de température et qu'il ne supporte que des tensions mécaniques relativement faible et c'est pour cette raison qu'il n'est pas utilisé pour la fabrication des isolateurs de suspension[8][14].

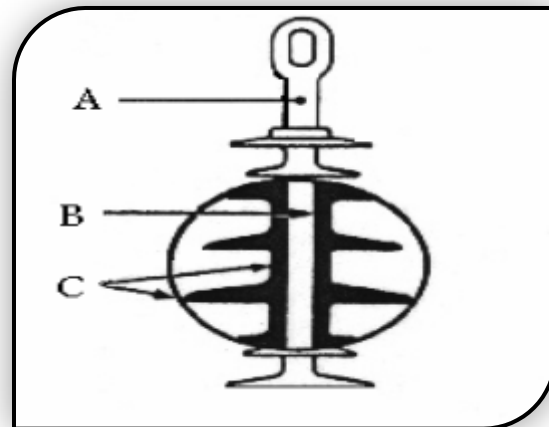
###### **b.2 Le verre trempé:**

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 [8].

### **I.2.3.2. Matériaux synthétiques**

Les isolateurs en matériaux synthétiques sont composés d'un centre en fibres de verre imprégnées d'une résinée et d'un revêtement à ailettes de type élastomère. Leurs avantages est qu'ils sont légers et présentent une grande résistance mécanique [9].

- A : Pièces d'accrochage métallique.
- B : noyau en fibre de verre-résine.
- C : Revêtement à ailettes en matériaux synthétiques.



**Figure I.4.** Profil d'un isolateurs en matériaux synthétiques.

### **I.2.4. Pollution des isolateurs**

La pollution est un phénomène qui constitue un sérieux problème sur l'isolement des ouvrages de haute tension, dont il faut tenir compte lors du dimensionnement de l'isolement des lignes de haute tension. Ce ci est dû à la formation de couches plus ou moins conductrices sur la surface des isolateurs. Ces couches peuvent engendrer une diminution considérable de la résistivité superficielle des surfaces des isolants et par suite la diminution de la tension de tenue des isolateurs.

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 la pollution et l'apparition d'arcs de petite longueur (arcs partiels).

Dans certaines conditions, ces arcs partiels peuvent se développer le contournement total des isolateurs, en connectant l'extrémité sous haute tension à celle mise à la terre, et conduisant ainsi à la mise hors service de l'ensemble de l'installation[4].

#### **I.2.4.1. Sources de pollution**

La nature de la pollution est sujette à l'origine des agents entrant dans sa formation. On distingue trois sources [15]:

- Pollution naturelle,
- Pollution industrielle,
- Pollution mixte.

**a. Pollution naturelle**

Elle dépend du climat et des facteurs météorologiques des régions et peut être constitué par [15]:

- La pollution naturelle d'origine marine.
- Les autres pollutions naturelles provenant des dépôts de poussières naturelles de sable véhiculé par les vents en régions désertiques, pluie,...etc.

**a.1 . Pollution marine**

Les installations situées en bord de 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. Dans certaines conditions, ils se développent jusqu'à provoquer le contournement total de l'isolateur[16-17].

**a.2. Pollution désertique**

En régions désertiques, les fréquentes tempêtes de sable déposent progressivement sur les isolateurs une couche de pollution contenant des sels solubles; les couches de sable deviennent plus au moins conductrices à cause de l'existence de sels dans le sable[16,18].

**a.3 . Autre type de Pollution naturelle**

La pluie est un phénomène naturel. Dans certaines conditions de pluie violente, un film continu d'eau peut s'établir d'une extrémité à l'autre de la chaîne d'isolateur. Comme l'eau n'est jamais parfaitement isolante, ce phénomène peut conduire au contournement; c'est le contournement sous pluie [3].

**b. Pollution industrielle**

Au voisinage des usines, les isolateurs se recouvrent de poussière faiblement conductrice [19]. La dissolution des sels par humidification provoque la formation d'une couche électrolytique, ce qui abaisse considérablement la résistivité superficielle des isolateurs [3].

### **c. Pollution mixte**

Les pollutions mixtes résultent de la combinaison d'une ou de plusieurs pollutions précitées. C'est la forme de pollution la plus sévère pour l'exploitation des ouvrages électriques.

Par conséquent, quelle que soit la source de pollution, on observe la formation d'une couche électrolytique due à l'humidification d'un dépôt solide accumulé progressivement à la surface des isolateurs. La nature et les caractéristiques des agents contaminants sont très variées.

Généralement, ils ne provoquent pas de dégradation de la rigidité diélectrique lorsqu'ils sont secs. Cependant, l'humidification d'un dépôt solide accumulé progressivement à la surface des isolateurs, quelle que soit sa nature, provoque la formation d'une couche électrolytique, caractéristique du phénomène de pollution [16].

#### **1.2.4.2. Impact de la pollution**

Les couches polluantes qui s'accumulent à la surface des isolateurs engendrent une conductivité électrique superficielle. Celle-ci modifie la répartition du potentiel le long de la ligne de fuite. La tension de rupture diélectrique de l'air peut être atteinte entre deux points de la surface isolante entraînant l'amorçage d'un arc électrique qui court-circuite une partie de la ligne de fuite [19].

##### **a. Arc non localisé**

L'arc électrique s'éteint rapidement, puis se réamorçage à un autre endroit et ainsi de suite. Il y a apparition de courant de fuite entraînant des pertes d'énergie relativement petites, généralement supportable par le réseau de distribution et des échauffements locaux ou partiels, qui peuvent à long terme, conduire à une dégradation de l'isolant [20].

##### **b. Arc fixe**

Contrairement au cas précédant, l'arc électrique se fixe sur la surface, soit en s'y maintenant (source continue), soit en se réamorçant au même endroit (source alternative). L'impédance de l'ensemble dépôt et zone propre, limite le courant de l'arc et sa longueur. Cet arc peut entraîner par effet thermique, une dégradation du support isolant, nécessitant ainsi le remplacement de l'élément défaillant [20].

### I.3. Contournement des isolateurs pollués

Le phénomène de contournement des isolateurs pollués résulte de la combinaison de plusieurs paramètres [6] :

- Dépôts d'une couche de pollution solide (conductrice ou isolante).
- Humidification de ces dépôts.
- Application d'une tension (de service ou temporaire).

Lorsque les conditions électriques appropriées sont remplies, le contournement d'une surface isolante polluée est le résultat d'une évolution que l'on peut décrire comme suit:

- L'humidification (pluie, brouillard ou rosée) associée au dépôt polluant crée une couche (électrolytique) conductrice à la surface de l'isolateur.
- L'échauffement par effet joule, créé par la circulation du courant de fuite, provoque l'apparition d'une zone sèche.
- Une partie importante de la tension appliquée se trouve reportée aux «bornes» de la zone sèche engendrant ainsi la rupture diélectrique et l'établissement d'arc local.
- Selon les conditions électriques qui se trouvent alors réunies, cette décharge se développera jusqu'au contournement total [16].



**Figure I.5.** Contournement.

### I.4. Méthodes d'essais sous pollution

Afin de sélectionner le type d'isolateur à installer, il faut bien comparer les performances de divers types d'isolateurs et sélectionner ceux qui présentent le meilleur comportement sous pollution pour chaque site. Pour cela, il est nécessaire de

les soumettre à des essais. Ces derniers peuvent être réalisés sous conditions naturelles (sur site) ou au laboratoire [20].

D'où on distingue deux types d'essais sur les isolateurs pollués :

- Essais sous pollution naturelle.
- Essais sous pollution artificielle

#### **I.4.1. Essais sous pollution naturelle**

Ces essais consistent à installer dans différents sites pollués, des stations dans. Les quelles on suit le comportement d'un certain nombre de chaînes d'isolateurs. Comme la pollution naturelle est un phénomène à évolution lent, l'essai sous pollution naturelle peut prendre jusqu'à deux ans ou trois ans. La qualité d'isolement des isolateurs placés sous la même tension est déterminée en fonction de temps au contournement.

La diversité de la nature des agents polluants impose ce type d'essais pour étudier séparément les principales sources de pollution et leurs impacts sur l'isolement des ouvrages. Cependant, l'inconvénient majeur de ces essais est la durée des expériences qui est relativement longue. C'est pourquoi des méthodes de laboratoire furent proposées et sont largement utilisées [19].

#### **I.4.2. Essais sous pollution artificielle**

Vu leur rapidité et leur coût relativement bas, de nos jours sont largement utilisés par les chercheurs. Ils consistent à reproduire en laboratoire les conditions de la pollution naturelle. Les méthodes d'essais qui demeurent actuellement normalisées peuvent être classées en trois grandes catégories [20]:

- Méthodes de la couche solide,
- Méthode du brouillard salin,
- Méthode de la chambre de poussière.

##### **I.4.2.1. Méthode de la couche solide**

Dans ces méthodes, une couche de pollution solide à base de chlorure de sodium et d'un agent liant inerte, généralement le kaolin, le kieselguhr (terre d'infusoire, diatomées) ou la silice, est appliquée par pulvérisation sur la surface isolante de l'isolateur. La conductivité de cette suspension est ajustée par réglage de la concentration de chlorure de sodium.

Notant que si l'humidification s'effectue après application de la tension (méthode du brouillard à vapeur), le paramètre de sévérité est définie comme étant la densité de dépôt de sel en  $\text{mg}/\text{cm}^2$ . Par ailleurs, si l'humidification a lieu avant l'application de la tension, le paramètre de sévérité est définie comme étant la conductivité de la couche polluante. Certains chercheurs utilisent une couche semi-conductrice comme agent polluant [8].

#### **I.4.2.2. Méthode de brouillard salin**

La surface isolante est alimentée par une tension de service, maintenue constante durant tous les essais et soumise à un brouillard salin. La solution saline, utilisée dans la méthode du brouillard salin, représente assez bien la pollution marine contenant un peu de matière insoluble, ou bien la pollution industrielle ayant une couche de pollution relativement mince.

Le degré de salinité exprimé en kg de sel par  $\text{m}^3$  de solution, définit le paramètre de sévérité. Les valeurs de salinité appliquée en référence aux conditions de pollution sont choisies selon une progression allant de 2,5 à  $160 \text{ kg}/\text{m}^3$  [19].

#### **I.4.2.3. Méthode de la chambre de poussière**

Afin de représenter le niveau de pollution et la distribution de polluants de la même manière que dans les conditions naturelles, dans une chambre d'essai, on génère un débit d'air lent transportant du sel et des matériaux inertes avec une distribution uniforme que possible, l'objet d'essai étant positionné au milieu de la chambre. Un vaporisateur va mouiller le dépôt de pollution généré précédemment [20].

### **I.5. Techniques de lutte contre la pollution**

Contre de nouvelles sources de pollution, le dimensionnement initial des isolateurs peut s'avérer insuffisant pour le bon fonctionnement des installations. Pour cela, plusieurs moyens sont utilisés afin de prévenir, autant que possible, les incidents lorsque la ligne est en service.

Ces moyens de lutte doivent tenir compte des données propres au site considéré et au changement possible de la sévérité de pollution due à de nouveaux facteurs (apparition d'une nouvelle usine à proximité d'un poste, ....etc) [4].

Les différentes méthodes utilisées sont:

### **I.5.1. Allongement de la ligne de fuite**

Il permet d'adapter le dimensionnement aux nouvelles conditions de pollution.

Deux techniques sont employées [19]:

- Le changement de type d'isolateurs (pour allonger la ligne de fuite) : c'est une opération très coûteuse et souvent impossible à réaliser en poste.
- L'utilisation de prolongateurs de ligne de fuite en matériaux polymères, qui sont collés sur la surface des isolateurs existants .

### **I.5.2. Graissage des surfaces des isolateurs**

Grâce à ses propriétés hydrophobes, le graissage protège temporairement les isolateurs. La longévité du graissage dépend à la fois de l'environnement (pollution, conditions climatiques) et de la qualité intrinsèque du produit. Elle est généralement comprise entre 1 et 4 ans. Le graissage est largement utilisé dans le monde, mais l'opération de nettoyage puis de regraissage est pénible, longue et coûteuse. Elle nécessite, par ailleurs, une interruption de service [4].

### **I.5.3. Lavage des isolateurs**

Le lavage des isolateurs peut se faire soit hors tension soit sous tension. En particulier dans les postes, pouvant supportés des interruption de service assez longue le nettoyage manuel, lavage ou essuyage à sec des isolateurs peuvent être utilisés de façon périodique. Le lavage sous tension permet d'éviter ces coupures. Il doit être effectué selon des règles strictes concernant les distances de sécurités à respecter et la qualité de l'eau de lavage. L'utilisation d'un abrasif pulvérisé sous pression pour le nettoyage des pollutions très adhérentes (ciment,...) est possible [19].

### **I.5.4. Isolateurs plats**

L'utilisation d'isolateurs plats conduit à la diminution de la ligne de fuite des isolateurs. En effet, ces derniers sans nervures ont la propriété d'accumuler moins de pollution que les isolateurs traditionnels et s'auto nettoient très bien sous l'effet du vent. Ils sont principalement utilisés dans les régions désertiques [19].

### I.5.5. Revêtement silicone

Cette méthode consiste à appliquer, par pulvérisation ou au pinceau, un caoutchouc silicone qui se vulcanise à température ambiante à la surface des isolateurs.

Comme pour le graissage à ses propriétés hydrophobes, ce revêtement protège et améliore leur tenue sous pollution. Par contre sa longévité est, en général, nettement supérieure à celle des graissages [4].

### I.6. Phénomène de contournement d'isolateurs pollués

Le contournement des isolateurs sous pollution peut être décomposé en quatre étapes distinctes :

#### Etape 1: Dépôt de la pollution

Les particules du dépôt sont apportées par le vent et se concentrent entre les nervures ou autour du capot. Les facteurs d'accumulation sont les suivants :

- La nature, le poids et la taille des particules polluantes.
- La distance de l'isolateur par rapport à la source de pollution et par rapport au sol d'où peut provenir des poussières.
- La vitesse du vent.
- L'orientation de la chaîne. La forme de l'isolateur et son aptitude à l'auto nettoyage par les fortes pluies et vents [5].

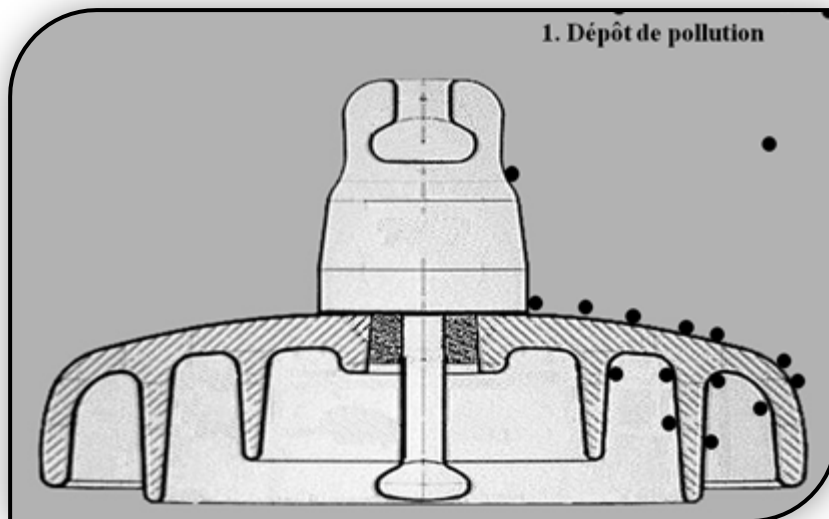


Figure I.6. Dépôt de la pollution.

## Etape 2: Humidification de la pollution

Le brouillard et la pluie fine humidifient la couche polluante, provoquant la dissolution des sels contenus dans le dépôt et créant un électrolyte conducteur sur la surface de l'isolateur. Un courant de fuite prend naissance. Figure I.7 (a)

Pendant le cycle d'humidification, le courant de fuite augmente jusqu'à une valeur maximale, mais diminue s'il y a assèchement. Le niveau du courant de fuite dépend du temps, de la nature et de la quantité des sels [5] Figure I.7 (b)

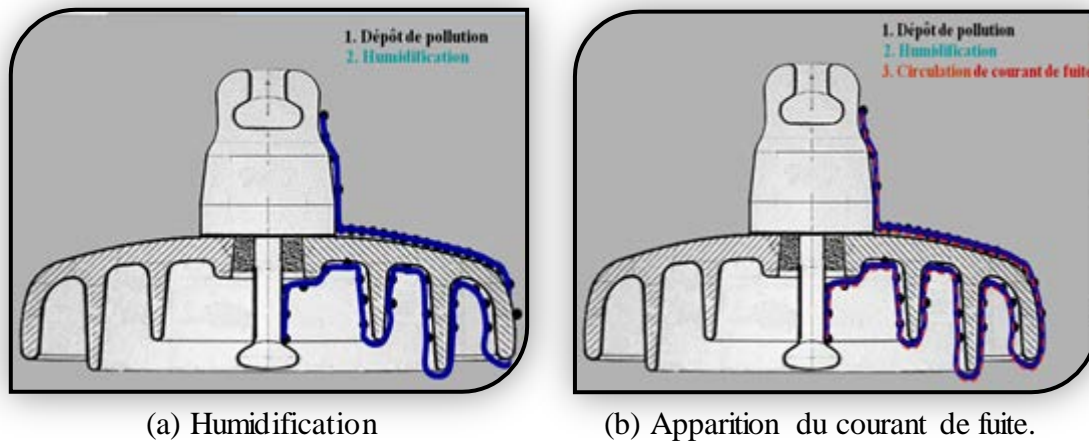


Figure I.7. Humidification de la pollution.

## Etape 3: Développement des zones sèches et apparition d'arcs

Par effet joule, la température s'élève, l'eau s'évapore et le dépôt devient moins conducteur. Le courant de fuite est alors très réduit en amplitude par la présence d'une bande sèche. La répartition du potentiel sur l'isolateur est modifiée par cette bande sèche, car la plus grande portion du potentiel électrique se trouve reportée à ses bornes. Si cette bande sèche est insuffisante pour supporter le potentiel correspondant, un arc est créé [5].

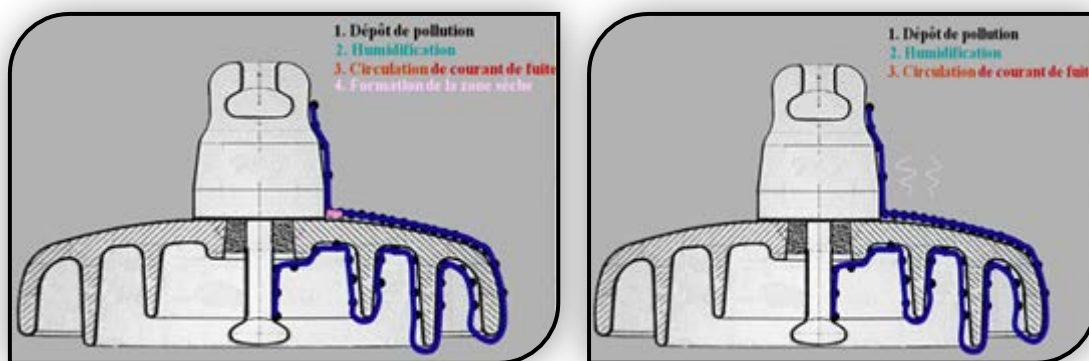


Figure I.8. Développement des zones sèches et apparition d'arcs.

#### Etape 4: Comportement des arcs

La résistance du dépôt humidifié non court-circuitée par l'arc limite le courant et la longueur de l'arc. Si le courant est trop faible, l'arc s'éteindra, la bande sèche s'humidifiera à nouveau et le mécanisme se répètera encore. Tant que le courant de fuite n'excède pas "le courant critique" correspondant à "une longueur critique" de l'arc, cette situation reste stable.

Dans le cas contraire, le contournement de l'isolateur peut survenir [4].



Figure I.9. Comportement des arcs.

#### I.6.1. Modèles statiques de contournement

Dans le but de comprendre et d'expliquer les mécanismes conduisant au contournement des isolateurs pollués, on a consacré une quantité importante de travaux tant théoriques qu'expérimentaux, sans pour autant aboutir à l'élaboration d'un modèle pouvant tenir compte simultanément de tous les paramètres réels caractéristiques du phénomène.

Il s'agit en particulier des formes géométriques des isolateurs, de la répartition des couches polluantes (continue ou discontinue) et de leur résistivité, des échanges thermiques, de la non uniformité du mouillage et de l'intensité des arcs au voisinage de la surface de l'isolateur, de la formation d'arcs multiples, etc. ainsi que pour la détermination de la tension de contournement des isolateurs pollués [4].

Afin de contourner la difficulté liée à la configuration souvent complexe de l'isolateur, des modèles simples de laboratoire ont été adoptée par un certain nombre de chercheurs. Certains modèles reflètent assez bien le comportement de l'isolateur. nous allons exposer quelques modèles développés dans ce domaine.

## I.7. Conclusion

Dans ce chapitre introductif, une synthèse des différents aspects des phénomènes de pollutions est présentée. Les principales conclusions que l'on peut tirer de cette synthèse sont : La pollution reste un facteur déterminant pour le dimensionnement des isolateurs dans les ouvrages de haute tension.

La connaissance de degré de pollution est une condition indispensable, pour prévoir une isolation externe convenable. La nature et la sévérité de pollution dépendent, en grande partie, de la localisation géographique et de l'industrialisation du site. La meilleure définition de degré de pollution d'un site est d'obtenir la salinité équivalente du site.

Les techniques de lutte contre la pollution actuellement connues (graissage, lavage, nouveau type d'isolateurs, revêtements hydrophobes) permettent de disposer aujourd'hui de solutions curatives à la plupart des problèmes de pollution rencontrés par les exploitants sur le réseau.

Le chapitre suivant donne une brève présentation théorique sur le technique de l'intelligence appliquée à la fin de ce travail.

# CHAPITRE I

## Réseaux de neurones artificiels (RNA)

# Chapitre II

## Réseaux de neurones artificiels

---

II.1. Introduction	19
II.2. Le Neurone formel (Artificiel)	19
II.3. Structure d'un neurone artificiel	20
II.4. Réseau de neurones	21
II.4.1. Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA)	22
II.4.1.1. L'application au traitement du signal	22
II.4.1.2. Fonctionnement	23
II.4.2. Modélisation générale	24
II.5. Architecture du réseau de neurones	24
II.5.1. Réseaux de neurones monocouche : le perceptron	25
II.5.2. Réseaux de neurones multicouches	26
II.6. Connexions du réseau de neurones	26
II.7. Méthode 1: Feed Forward-Back Propagation	28
II.7.1. La couche d'entrée	28
II.7.2. La couche de sortie	28
II.7.3. Les couches cachées	28
II.7.4. Le nombre de couches cachées	28
II.7.5. Le nombre de neurones dans les couches cachées	29
II.8. Apprentissage des réseaux de neurones	29
II.8.1. Apprentissage simple du perceptron : méthode du gradient et algorithme de Widrow-Hoff	31
II.8.2. Apprentissage du perceptron multicouches.	31
II.8.2.1. Rétro-propagation	31
II.8.2.2. Résumé de l'algorithme de rétro-propagation	32
II.8.2.3. Algorithme d'apprentissage	33
II.9. Avantage des réseaux de neurones	34
II.10. Inconvénients des réseaux de neurones	34
II.11. Conclusion	34

## Chapitre II : Réseaux de neurones artificiels

### II.1. Introduction

Depuis une vingtaine d'années, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est étendue dans des domaines très divers de l'industrie et des services. En géophysique les RNA ont été utilisés pour plusieurs méthodes, par exemples pour détecter les premières arrivées d'ondes sismiques ,classifier les différents signaux par l'inversion , transformer un problème de dé convolution sismique dans un réseau de Hopfield afin de réduire le temps de calcul , pour caractériser la distribution de résistivité du sous-sol par l'inversion de données magnétotelluriques et électromagnétiques.

Ils sont particulièrement utilisés pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de reconnaissance des formes, de catégorisation, de mémoire associative et d'optimisation ,Par l'entraînement d'un système non linéaire de multiples variables, les RNA peuvent prédire la variable indépendante.

Par conséquent, les RNA constituent une technique d'approximation de systèmes complexes, qui sont difficiles à modéliser par les méthodes statistiques classiques. C'est un algorithme d'apprentissage adapté au Perceptron Multi Couches. Sa découverte est réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants. Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau, en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. Enfin, en 1989 Moody et Darken exploitent quelques résultats de l'interpolation multi variables pour proposer le Réseau à Fonctions de base Radiales (RFR), connu sous l'appellation anglophone Radial Basis Function network (RBF). Ce type de réseau se distingue des autres types de réseaux de neurones par sa représentation locale [21].

Dans ce chapitre nous donnerons un aperçu général sur les réseaux de neurones artificiels. Nous exposerons sommairement certaines architectures que l'on trouve dans la littérature. Il ne s'agit pas de les étudier toutes, car elles sont trop nombreuses, ainsi les avantages et les inconvénients du RNA.

### II.2. Neurone formel (Artificiel)

Le neurone formel représente la brique de base des RNA, c'est un automate dont le modèle s'inspire de celui d'un neurone biologique. Ils présentent un modèle

assez simple pour le neurone et explorent les possibilités de ce modèle pour concevoir tous les réseaux de neurones. Cette modélisation consiste à mettre en œuvre le système sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique qu'on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique [22-23-24].

On pourra résumer cette modélisation par le tableau ci-dessous (tableau II.1), qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

**Tableau II.1.** Transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

Neurone artificiel	Neurone biologique
Poids de connexion	Synapses
Signal de sortie	Axones
Signal d'entrée	Dendrite
Fonction d'activation	Soma

### II.3. Structure d'un neurone artificiel

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

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

$x$  : 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.

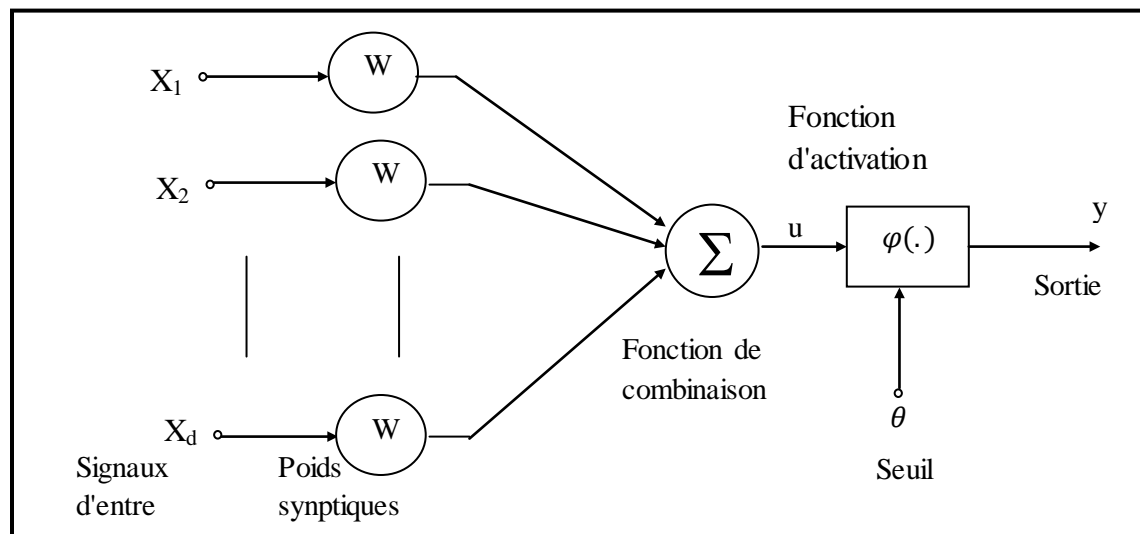
Les fonctions les plus connues sont la fonction signe, la fonction linéaire saturée et la fonction sigmoïde. Leur choix revêt une importance capitale comme nous le verrons par la suite [25].

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  $w_i$  [2].

la Figure II.1 Représentation d'un neurone.



**Figure II.1 :** Représentation d'un neurone.

#### II.4. Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones (RNA) est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, ces (RNA) sont une métaphore des structures cérébrales et de traitement parallèle et distribué d'information et comportent plusieurs éléments de traitement appelé neurone.

Chaque neurone fonctionne indépendamment des autres de telle sorte que l'ensemble est un système parallèle fortement interconnecté. L'information détenue par le réseau de neurone est distribuée à travers l'ensemble des constituants et non localisée dans une partie de mémoire sous la forme d'un symbole.

Le réseau de neurone ne se programme jamais pour réaliser une ou telle tâche, il est entraîné sur des données acquises, grâce à un mécanisme d'apprentissage qui agit sur les constituants du réseau afin de réaliser au mieux la tâche souhaitée.

Un réseau de neurones est un maillage de plusieurs neurones, généralement organisé en couches. Pour concevoir un réseau de neurones il faut suivre une certaine topologie. La topologie d'un réseau de neurone est définie par son architecture et la nature de ses connexions [26].

#### **II.4.1. Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA)**

Les (RNA) aujourd'hui ont des applications dans des domaines variés parmi lesquelles on cite :

##### **II.4.1.1. L'application au traitement du signal**

Dans ce domaine les applications réalisées traitent essentiellement de la reconnaissance de signatures radar ou sonar. La société NESTOR a développé un réseau de neurones qui identifie une cible à coup sûr (100% de réussite) et reconnaît du bruit avec un taux de réussite de 95%.

Cette application a été construite à partir de signaux sonars et des traits caractéristiques de ces signaux déterminés par les experts comme utiles pour identifier une cible en environnement bruité. Le réseau agit dans ces cas comme un filtre pour éliminer le bruit.

##### **a. L'application à la planification**

L'optimisation est souvent sollicitée pour la planification des actions ou des tâches. À cet effet, l'utilisation du modèle de Hop Field et du modèle de Kohonen paraît très utile pour la résolution des problèmes d'optimisation.

##### **b. L'application au contrôle**

Grâce à leurs propriétés (parallélisme de traitement, capacité d'adaptation, et de généralisation, etc... ). Les réseaux de neurones sont appliqués au contrôle intelligent. Par exemple plusieurs tentatives ont été faites pour appliquer les réseaux de neurones.

Ces applications peuvent être classifiées en plusieurs méthodes, telles que : le contrôle supervisé. Le contrôle inverse et le contrôle neuronal adaptatif [27].

### c. L'application au diagnostic

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des pannes des machines électriques [28].

Dans les réseaux électriques une large stratégie qui vise à faire le diagnostic du réseau de transport d'énergie algérien. Dans notre travail en particulier, nous nous intéressons à la prédiction du contournement d'un isolateur de haute tension soumises à une pollution discontinue uniforme. Pour cela nous basons sur les essais effectués au laboratoire de haute tension de l'université de Biskra. Pour le traitement des résultats, nous avons utilisé le stratégie de réseaux de neurones artificiels (RNA).

#### II.4.1.2 Fonctionnement

Avant de pouvoir utiliser les capacités de classification et d'approximation de fonctions d'un réseau de neurones, il faut le construire, ceci se déroule en quatre temps :

- La construction de la structure du réseau (généralement empirique).
- La constitution d'une base de données de vecteurs représentant au mieux le domaine à modéliser. Celle-ci est scindée en deux parties : une partie servant à l'apprentissage du réseau (on parle de base d'apprentissage) et une autre partie aux tests de cet apprentissage (on parle de base de test).
- Le paramétrage du réseau par apprentissage. Au cours de l'apprentissage, les vecteurs de données de la base d'apprentissage sont présentés séquentiellement et plusieurs fois au réseau. Un algorithme d'apprentissage ajuste le poids du réseau afin que les vecteurs soient correctement appris. L'apprentissage se termine lorsque l'algorithme atteint un état stable.
- La phase de reconnaissance qui consiste à présenter au réseau chacun des vecteurs de la base de test. La sortie correspondante est calculée en propageant les vecteurs à travers le réseau, La réponse du réseau est lue directement sur les unités de sortie et comparée à la réponse attendue.

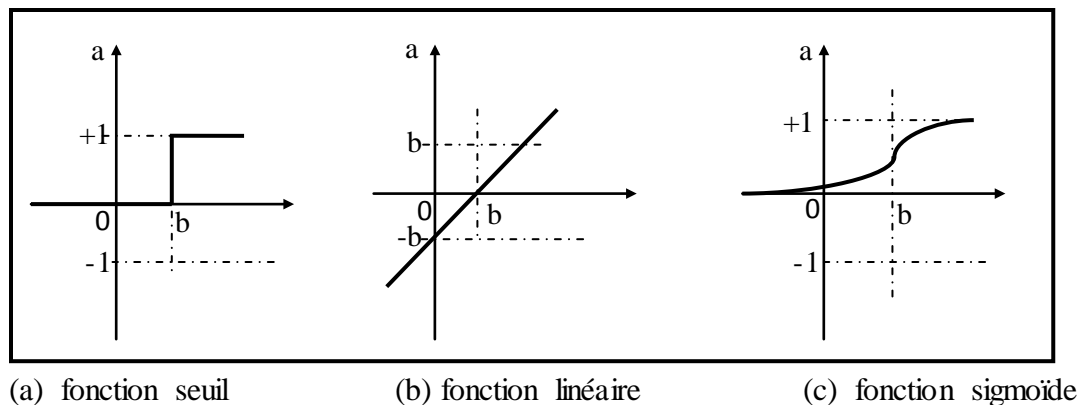
Une fois que le réseau présente des performances acceptables, il peut être utilisé pour répondre au besoin qui a été à l'origine de sa construction [29].

#### II.4.2 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 II.2
- Fonction de sortie : Cette fonction calcule la sortie du neurone en fonction de son état d'activation [30].



**Figure II.2.** Différents types de fonctions d'activations pour le neurone.

#### II.5. 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 mono couches,
- 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 [31]. La figure II.3 Représenté topologies des réseaux de neurones artificiels.

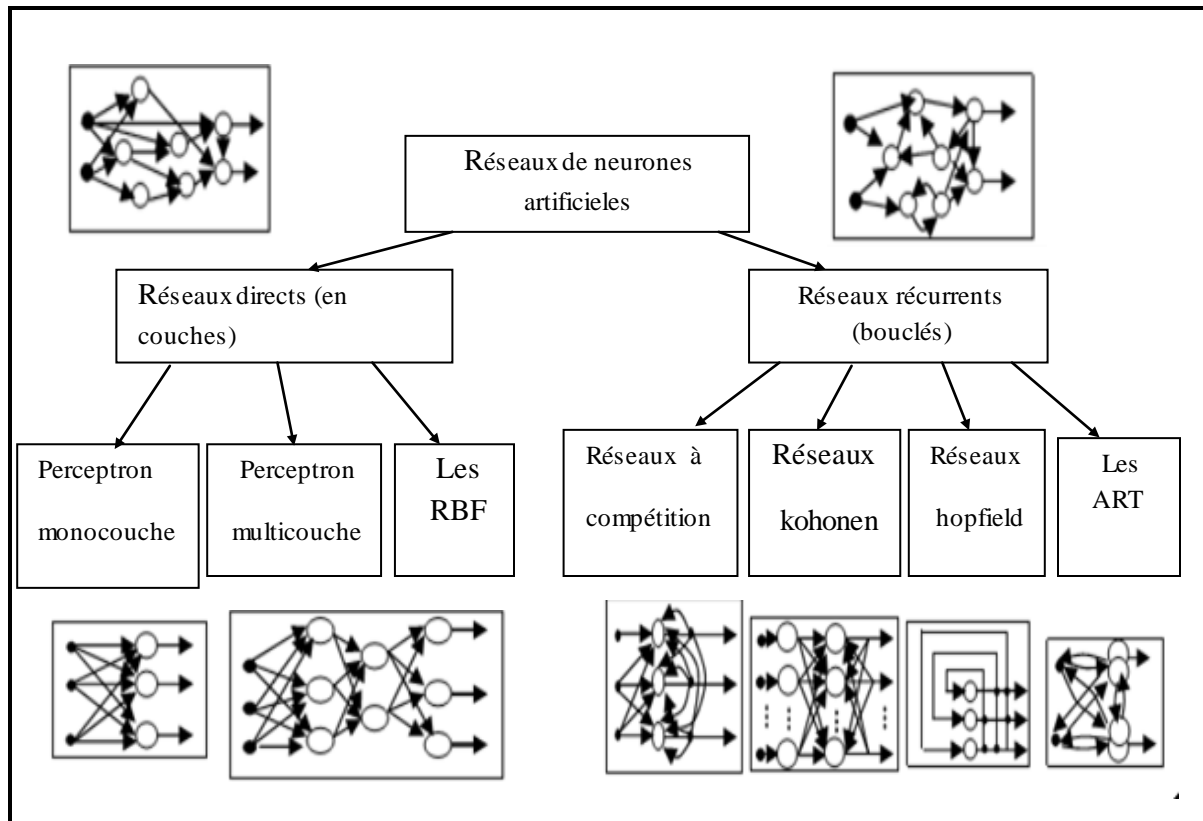


Figure II.3. Topologies des réseaux de neurones artificiels.

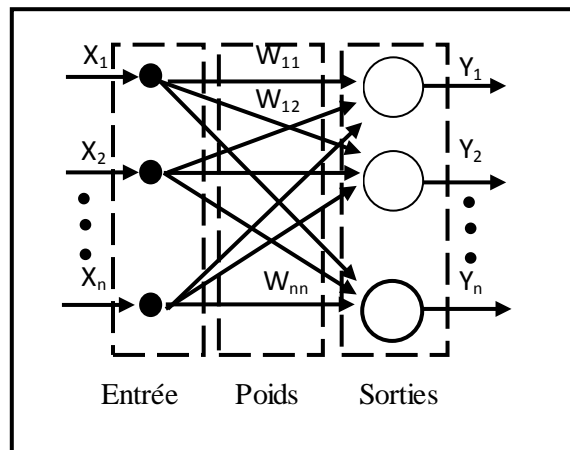
### II.5.1. Réseau de neurones monocouches

- **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 [32].

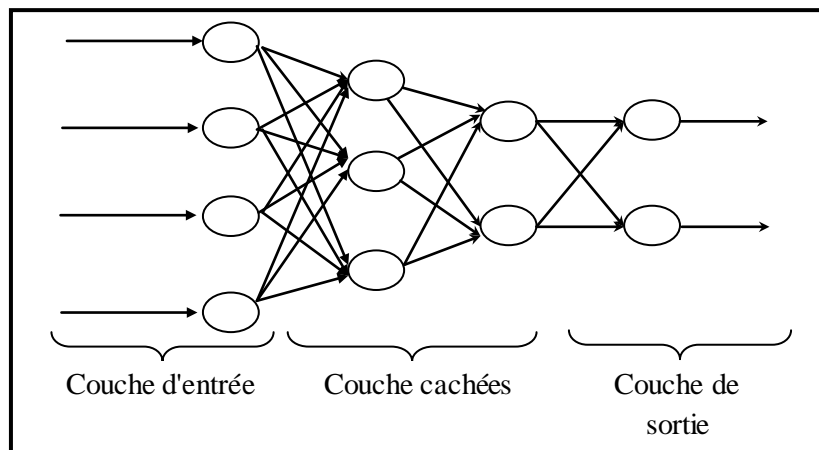
la Figure II.4. représenté le réseau monocouche.



**Figure II.4.** Le réseau monocouche.

### II.5.2. Réseaux de neurones multicouches

Un réseau multicouche n'est rien d'autre qu'un assemblage de couches les unes aux autres, de la gauche vers la droite, en prenant les sorties d'une couche et en les injectant comme les entrées de la couche suivante. Ce type de réseau comme le montre la figure II.4, est organisé en couches de neurones. Généralement, il n'y a pas de connexions entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec ceux des couches en aval [26].



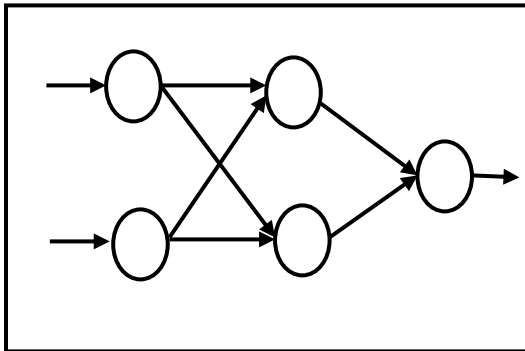
**Figure II.5.** Réseaux de neurones multicouches.

### II.6. Connexions du réseau de neurones

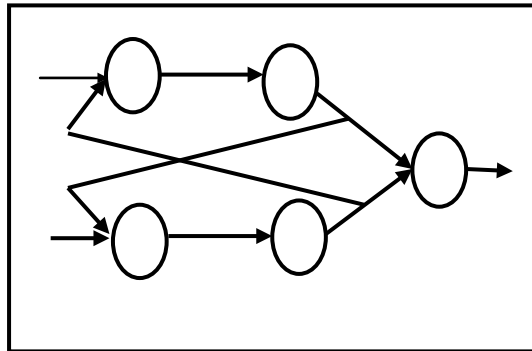
La nature des connexions définit la manière dont sont interconnectés les neurones et le sens de transfert d'information dans le réseau, où on distingue :

- Les connexions directes, celles dirigées d'une couche d'indice inférieur vers une couche d'indice supérieur (figure II.6-a).

➤ Les Connexions Récurrentes dont les sorties de neurones d'une couche sont connectées aux entrées d'une couche d'indice inférieur (figure II.6-b).



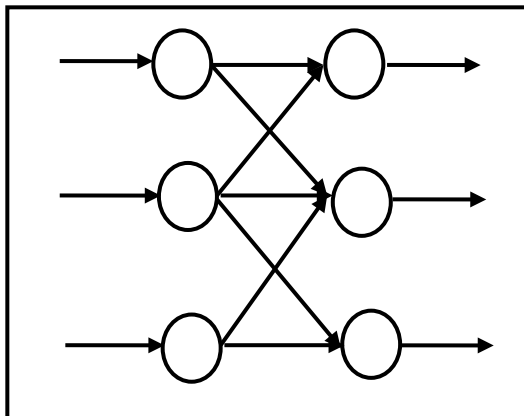
**Figure II.6-a-** Connexions directes



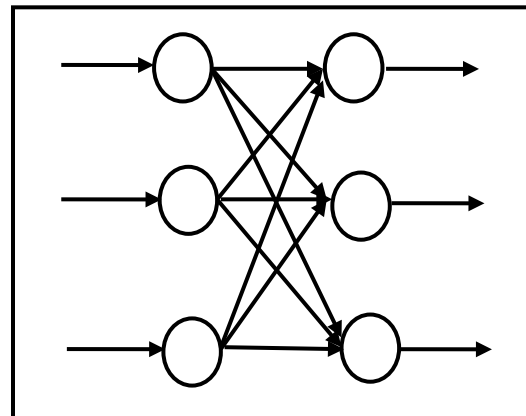
**Figure II.6-b-** Connexions récurrentes.

**Figure II.6.** Connexions directes (a) et Connexions récurrentes (b).

Par ailleurs entre deux couches, les connexions peuvent être partielles ou totales comme le montre les figures II.7-a et II.7-b. L'utilisation de connexions partielles permet de regrouper certaines zones du réseau pour effectuer une fonction spécifique.



**Figure II.7-a-** Connexions partielles.



**Figure II.7-b-** Connexions totales.

**Figure II.7.** Connexions partielles (a) et connexions totales (b).

On peut avoir éventuellement en plus des connexions citées précédemment des connexions inter-couches (interconnexions entre neurones de couches voisines), des connexions intra couches (connexions entre neurones d'une même couche) et l'auto-connexion (un neurone avec lui-même)[29].

## II.7. Méthode 1: Feed Forward-Back Propagation

La technique d'apprentissage back propagation est utilisée pour entraîner les réseaux de neurones d'architecture de type Feed Forward. C'est une architecture multicouche ce qui veut dire que la couche d'entrée est connectée à une couche cachée qui peut à son tour être connectée à une autre couche cachée ou directement raccordée à la couche de sortie.

En général on ne trouve qu'une seule couche cachée dans ce genre d'architecture. Il est très rare de trouver plus de deux couches, mathématiquement cela ne change rien au fonctionnement du réseau [25].

### II.7.1. La couche d'entrée

La couche d'entrée du RNA est la conduite qui permet au monde extérieur de présenter un modèle au RNA. Une fois ce modèle posé à l'entrée du réseau la couche de sortie va produire un autre modèle.

La couche d'entrée doit représenter les conditions pour laquelle le réseau est entraîné. Chaque neurone d'entrée doit représenter une variable indépendante qui a une influence sur la sortie du réseau.

### II.7.2. La couche de sortie

Cette couche est celle qui présente le modèle à l'environnement extérieur, tout résultat donné par la couche de sortie peut être tracé jusqu'à la couche d'entrée. Le nombre de neurones de la couche de sortie dépend directement de la fonction du RNA. Par exemple, s'il s'agit de classification en groupes, il est préférable d'avoir un seul neurone pour chaque groupe.

### II.7.3. Les couches cachées

Il y a deux décisions à prendre concernant les couches cachées. La première concerne le nombre de couches cachées à utiliser et la deuxième concerne le nombre de neurones dans chaque couche cachée.

### II.7.4. Le nombre de couches cachées

Les réseaux de neurones à deux couches cachées représentent des fonctions avec n'importe quelle forme. Il n'y a aucune utilité théorique à l'utilisation de réseaux à plus de deux couches cachées. Plusieurs problèmes pratiques n'ont pas besoin de plus d'une couche cachée.

### II.7.5. Le nombre de neurones dans les couches cachées

Le choix du nombre de neurones de la couche cachée est une partie très importante dans le choix de l'architecture du réseau. Même si ces couches n'échangent pas directement avec l'environnement extérieur, elles ont une influence immense sur la sortie finale.

L'utilisation d'un trop petit nombre de neurones dans la couche cachée va provoquer un " un derfitting ", ce qui signifie que le réseau n'arrive pas à détecter les signaux dans un ensemble de données. Utiliser un nombre trop important de neurones cachés peut entraîner un problème d'overfitting" qui se produit quand la base de données n'est pas assez suffisante pour entraîner tous les neurones des couches cachées, ce qui augmente le temps d'apprentissage ainsi que de traitement des données, jusqu'à ce que le réseau ne puisse plus être entraîné de façon adéquate.

Un compromis doit être fait. Nous présentons ci-dessous quelques règles qui peuvent aider au choix du nombre de neurones cachés.

- Le nombre de neurones cachés doit être dans la gamme entre la taille des couches d'entrée et de sortie,
- Le nombre de neurones cachés doit être 2/3 de la taille de la couche d'entrée plus la taille de la couche de sortie,
- Le nombre de neurones cachés doit être inférieur au double de la taille de la couche d'entrée. Ces trois règles sont des points de départ que l'on peut considérer. D'autres méthodes sont utilisées pour trouver le nombre optimal de neurones dans la couche cachée,

Dans notre travail nous avons utilisé comme fonction d'activation la fonction sigmoïde et comme algorithme d'apprentissage la méthode de Levenberg-Marquardt exposée ci-après [33].

### II.8. Apprentissage des réseaux de neurones

La plus fondamentale des propriétés propres au réseau de neurones est sa capacité d'apprendre de son environnement et d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage.

On définit l'apprentissage comme étant un changement opéré dans la mémoire du réseau en affectant les valeurs des poids synaptiques qui relient les neurones entre eux, afin d'adapter le traitement effectué par le réseau à une tâche particulière.

De ce fait l'apprentissage a pour objectif l'amélioration des performances futures du réseau, sur la base d'une connaissance acquise au fur et à mesure des expériences passées. On distingue trois familles d'apprentissage différentes en fonction de la nature des informations disponibles et du but recherché :

- **Apprentissage supervisé** pour lequel il est nécessaire de disposer d'un ensemble de couples de données (entrées du réseau ; sorties désirées correspondantes).

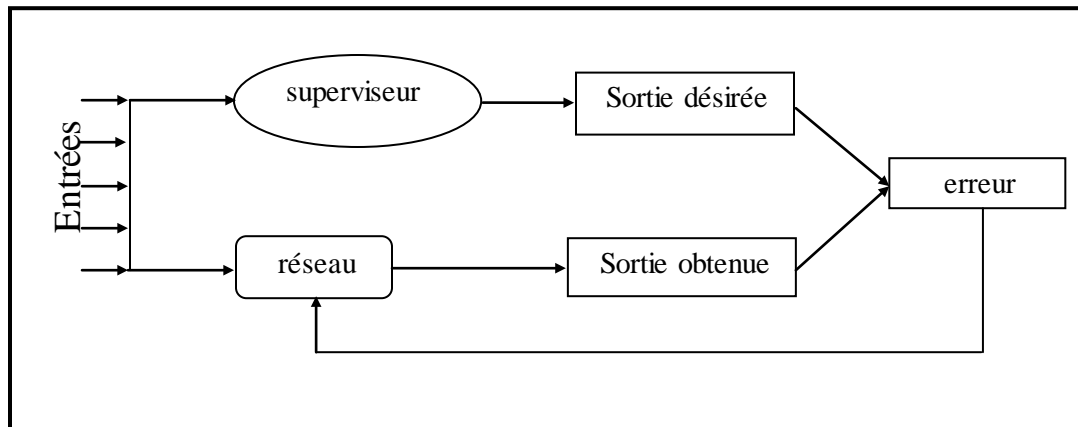


Figure II.8. Apprentissage supervisé .

- **Apprentissage semi-supervisé** ou par renforcement pour lequel seule une mesure d'erreur qualitative est disponible.
- **Apprentissage non supervisé** pour lequel il n'y a pas de réponse désirée.

Il a été démontré que moyennant le choix d'une architecture appropriée (nombre de neurones cachés).

les réseaux multicouches sont capables d'approcher n'importe quelle fonction. Une autre propriété fondamentale de l'apprentissage concerne la capacité de généralisation de ces réseaux [34-23].

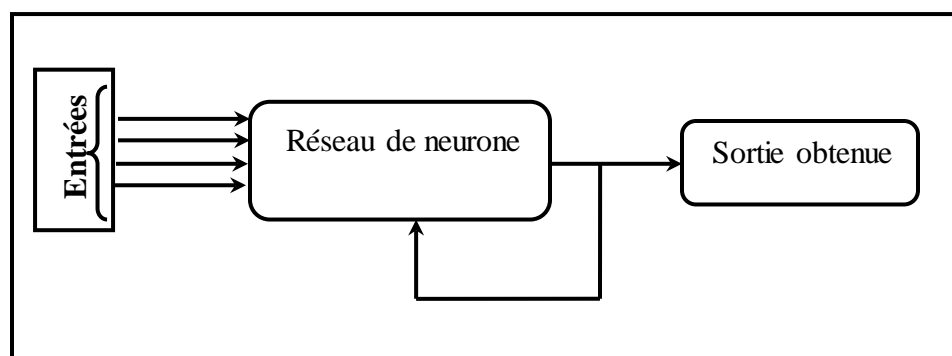


Figure II.9. Apprentissage non supervisé.

### **II.8.1. Apprentissage simple du perceptron : méthode du gradient et algorithme de Widrow-Hoff**

Il y a deux algorithmes, principalement, pour "faire apprendre" à un réseau de neurones monocouche. Le premier est la méthode simple et se nomme la descente de gradient. L'autre, un peu plus efficace généralement, se nomme algorithme de Widrow-Hoff, du nom des deux scientifiques qui ont élaboré cette technique.

Les deux méthodes consistent à comparer le résultat qui était attendu pour les exemples puis à minimiser l'erreur commise sur les exemples. Toutefois, il existe bien sûr une nuance entre les deux méthodes, qui va être expliquée plus loin.

Nous allons, pour chacune des méthodes, étudier la correction des poids concernant seulement l'un des neurones. Il suffira d'appliquer successivement la méthode de votre choix à chacun des neurones du réseau monocouche [35].

### **II.8.2 Apprentissage du perceptron multicouches**

De la même manière que le perceptron monocouche, le perceptron multicouche est lui aussi capable d'apprentissage. En effet, il existe également un algorithme permettant de corriger les poids vis à vis d'un ensemble d'exemples donnés. Cet algorithme est appelé algorithme de rétro-propagation du gradient.

#### **II.8.2.1. Rétro-propagation**

La rétro-propagation est actuellement l'outil le plus utilisé dans le domaine de réseaux de neurones. C'est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe quelle structure de fonctions dérivables.

Mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de descente du gradient et utilise les règles de dérivation des fonctions dérivables. Dans cette méthode, l'erreur commise en sortie du réseau sera rétro-propagée vers les couches cachées d'où le nom de rétro-propagation.

L'approche la plus utilisée pour la minimisation de la fonction E (erreur) est basée sur la méthode du gradient. On commence l'entraînement par un choix aléatoire des vecteurs initiaux du poids [36].

On présente le premier vecteur d'entrée, une fois on a la sortie du réseau, l'erreur correspondante et le gradient de l'erreur par rapport à tous les poids sont calculés. Les poids sont alors ajustés. On refait la même procédure pour tous les

exemples d'apprentissage. Ce processus est répété jusqu'à ce que les sorties du réseau soient suffisamment proches des sorties désirées .

Avant de définir L'algorithme d'apprentissage, on doit définir la relation entre les sorties du réseau d'une part, et les entrées et les poids d'autre part.

Dans un réseau à **(l)** couches ayant **(n)** entrées et **(m)** sorties les états des différents neurones sont donnés par [24]:

$$U_i^l(k) = f^l(P_i^l(k)) \quad (\text{II.2})$$

Avec:

$$P_i^l(k) = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} W_{ij}^l U_j^{l-1}(k) \quad (\text{II.3})$$

ou  $i = 1, 2, \dots, N_l$

et  $j = 1, 2, \dots, N_{l-1}$

et  $q = 1, 2, \dots, N_{l+1}$

$N_l$  : nombre de neurones dans la couche  $l$ .

$N_{l-1}$  : nombre de neurones dans la couche  $l-1$ .

$N_{l+1}$  : nombre de neurones dans la couche  $l+1$ .

$L$  : nombre de couches.

### II.8.2.2. Résumé de l'algorithme de rétro-propagation

L'algorithme de rétro-propagation standard se résume donc à la série des étapes suivante:

➤ Présenter un vecteur d'entrée  $x_p = (x_{p,0,1}, x_{p,0,2}, \dots, x_{p,0,n})^t$  aux nœuds d'entrées puis initialiser.

➤ Pour chaque donnée d'entraînement  $n$  :

(a) calculer les sorties en propageant les entrées vers l'avant .

(b) Ajuster les poids en rétro-propageant l'erreur calculée :

$$W_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n) + \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (\text{II.4})$$

$Y_i(n)$  Représente soit la sortie du neurone  $i$  sur la couche précédente, si celui-ci existe, soit l'entrée  $i$  autrement.

- Répéter la deuxième étape jusqu'à un nombre maximum d'itérations ou jusqu'à ce que la racine de l'erreur quadratique moyenne (EQM) soit inférieure à un certain seuil [2].

### II.8.2.3. Algorithme d'apprentissage

Définir l'architecture d'un RNA pour un problème quelconque revient à faire un choix judicieux de la taille du réseau, du nombre total de couches et de neurones, distribution des données et des fonctions de transfert. Le choix de ces paramètres dépend de l'utilisateur.

Il n'existe pas dans la littérature pour le moment des données suffisantes qui peuvent déterminer clairement les paramètres à adopter pour résoudre un problème donné [11].

Les différentes techniques présentées par différents auteurs sont destinées à résoudre des cas particuliers .

Le choix d'utiliser le Perceptron multicouches (PMC) et l'algorithme rétro-propagation est dû principalement à la popularité de ces deux derniers dans la gestion des relations non linéaire entre les variables .

L'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation consiste dans un premier temps à circuler vers l'avant les données d'entrées jusqu'à l'obtention d'une entrée calculée par le réseau, puis la seconde étape est de comparer la sortie calculée à la sortie réelle connue .

Les poids sont modifiés de telle sorte qu'à la prochaine itération, l'erreur commise entre la sortie calculée est minimisée, en prenant en considération la présence des couches cachées, l'erreur est rétro-propagé vers l'arrière jusqu'à la couche d'entrée tout en modifiant la pondération.

Le processus est répété sur tous les exemples jusqu'au temps où l'on obtienne une erreur de sortie considérée comme négligeable [24].

## II.9. Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones artificiels

### II.9.1. Avantages

- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- Simple à manier beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en maths, informatique ou statistiques requises.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi-variables.

### II.9. 2. Inconvénients

Bien sûr, le RNA ne dispense pas de bien connaître son problème de définir ses classes avec pertinence, de ne pas oublier de variables importantes, etc [24].

## II.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les bases nécessaires à la compréhension des méthodes d'intelligence artificielle à base de RNA, de réseaux de neurones. Il y a principalement deux facteurs qui influent sur l'apprentissage. Ce sont la qualité de l'échantillonnage d'apprentissage (les exemples qui constituent la base d'apprentissage) et la diversité des valeurs. En effet, le réseau de neurones généralisera mieux (aura plus de chances de répondre correctement en lui donnant en entrée des informations non présentes dans les exemples d'apprentissage) si la qualité de l'échantillonnage est meilleure et si les données des exemples d'apprentissage sont variées. Intuitivement, on est conscient que s'il sait répondre correctement pour un nombre fini de situations les plus diverses, il sera alors plus proche de ce que l'on veut dans une situation nouvelle.

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 la réseaux de neurone sera utilisée comme technique de prédiction de la tension de contournement de l'isolateur capot et tige 1512L artificiellement polluée.

# CHAPITRE III

## Résultats et validation

# Chapitre III :

## Résultats et Validation

---

III.1. Introduction	35
III.2. Présentation du model 1512L	35
III.3. Prédiction des étapes de la décharge en utilisant les réseaux de neurones artificiels	37
III.4. Conception du réseau de neurones	37
III.5. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurone	38
III.6. Elaboration de la structure du réseau	38
III.6.1. Nombre de couches cachées	38
III.6.2. Nombre de neurones	38
III.6.3. Apprentissage	38
III.6.4. Validation et Tests	39
III.7. Implémentation et simulation	39
III.7.1. Création des données	39
III.7.2. Création du réseau	40
III.7.3. Mise en œuvre du réseau	41
III.7.4. Méthodes d'apprentissage	42
III.7.5. Application du RNA	42
III.7.5.1. Modèle de réseau de neurone	42
III.7.5.2. Résultat du nombre des neurones cachés et des couches cachées	43
III.7.5.3. Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire NNtool	44
III.7.5.4. Performance du réseau	46
III.8. Résultats	47
III.8.1. Influence de la conductivité	49
III.8.2. Influence du niveau de pollution	52
Conclusion	53

## Chapitre III : Résultats et validation

### III.1. Introduction

La méthode des réseaux de neurones artificiels (RNA) peut être utilisée dans des problèmes nécessitant l'approximation de fonctions, modélisation, la reconnaissance des formes et la classification, l'estimation et la prévision, ..... etc.

Dans le domaine des isolateurs à haute tension le RNA est utilisé pour estimer le niveau de pollution, de prévoir un embrasement , pour analyser le suivi de la surface des isolateurs pollués ,et aussi pour estimer la tension de contournement dans le cas polluée [25].

Le back-propagation de l'erreur veut dire que lorsque l'erreur se produit dans la couche de sortie, elle retourne à la couche d'entrée pour modifier les coefficients de pondération. Cette procédure est répétée jusqu'à atteindre des valeurs d'erreurs acceptables [37].

En général on ne trouve qu'une seule couche cachée dans ce genre d'architecture. Il est très rare de trouver plus de deux couches, mathématiquement cela ne change rien au fonctionnement du réseau.

Dans ce travail nous avons utilisé un réseau de neurones de type back-propagation comme algorithme d'apprentissage, c'est une architecture multicouche. c'est à dire que la couche d'entrée est connectée a une couche cachée qui peut a son tour être connectée a une autre couche cachée ou directement raccordée à la couche de sortie.

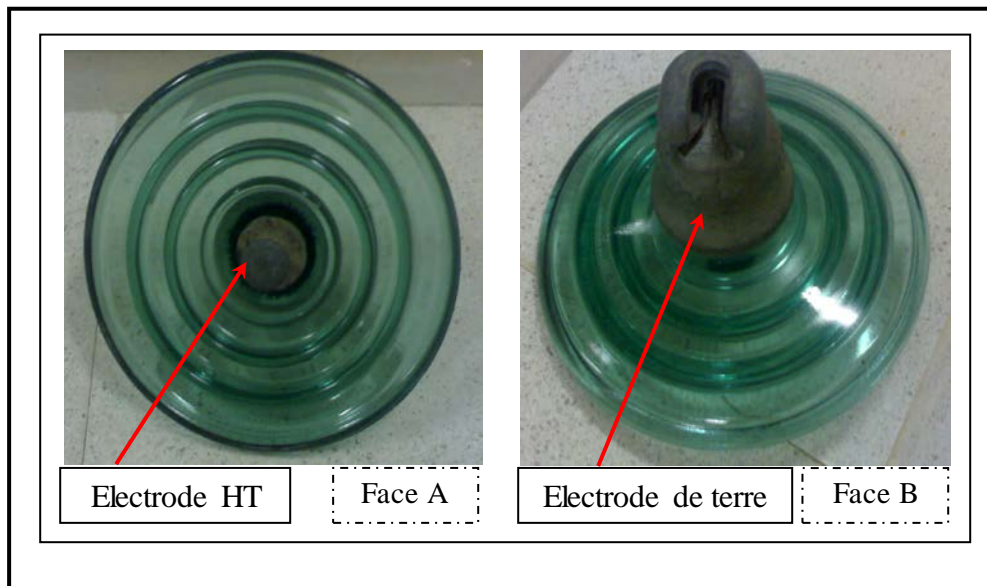
### III.2. Présentation du model 1512L

L'isolateur réel 1512L est constitué d'un bloc isolant portant à sa partie supérieure un capot scellé en fonte malléable et à l'intérieur une tige en acier, avec cannelures et dont la tête conique est également scellée dans le verre. L'extrémité inférieure de cette tige est arrondie et a les dimensions voulues pour pénétrer dans le capot de l'élément suivant et y être maintenue par une goupille.

L'assemblage consiste à effectuer un scellement du capot et du diélectrique par du ciment, puis celui de la tige et du diélectrique.

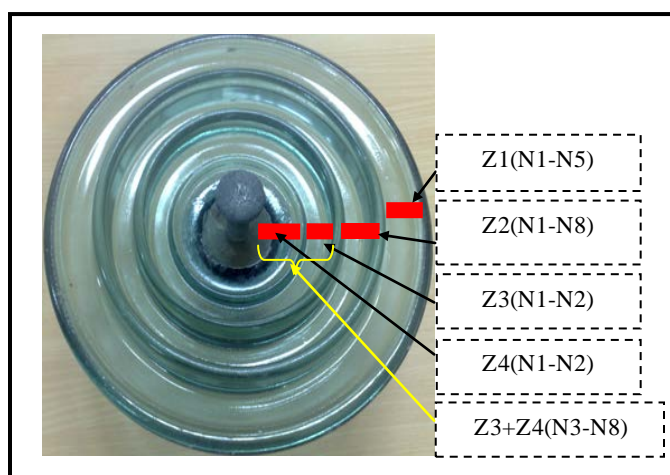
Notre travail basé sur la prédiction de la tension de contournement artificiellement polluée d'un isolateur de haute tension de type 1512 L utilisé dans la Sahara algérien.

Pour cela nous avons exploité les résultats expérimentaux réalisée par [38].



**Figure III.1.** Isolateur de haute tension 1512L propre.

La pollution est présentée par quatre zones  $Z_1$ ,  $Z_2$ ,  $Z_3$ ,  $Z_4$ . Nous commençons par une variation de la largeur de la couche de pollution (largeur de la couche polluante) de 0 (propre) à 100% (pollution uniforme), puis de la même manière pour les différentes conductivités.



**Figure III.2.** Les zones de la pollution discontinue.

Tableau III.1. Répartition des zones polluées sur les niveaux.

Niveaux de pollution	Modele Reel			
	Zones de Pollution (ml)			
	Z1	Z2	Z3	Z4
N1	30	15	11	15
N2	60	30	22	30
N3	90	45	87,5	
N4	120	60	123	
N5	150	75	158,5	
N6	150	90	194	
N7	150	105	229,5	
N8	150	120	265	

### III.3. Prédiction de la tension de contournement en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Il n'y a pas de méthode systématique pour le choix de l'architecture du réseau, en particulier, le nombre de neurones, le nombre de couches ou le choix des paramètres internes de l'algorithme d'apprentissage. D'après les travaux publiés dans la littérature, nous avons remarqué que les réseaux de type perceptron multicouche (PMC) sont les plus utilisés dans les études de prédiction, d'où le choix de ce type de réseau. Nous utiliserons un apprentissage supervisé, par correction des erreurs où le signal d'erreur est rétro-propagé vers les entrées afin de mettre à jour les poids synaptiques.

### III.4. Conception du réseau de neurones

La mise en œuvre d'un RNA nécessite [39]:

- 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 et couches cachées 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.

### III.5. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurone

Avant de créer un réseau, il faut d'abord introduire les entrées qui sont dans notre cas la conductivité ( $\delta$ ) et les zones ( $Z_1, Z_2, Z_3$  et  $Z_4$ ) (figure 3), Les valeurs de la tension de contournement "V" seront considérées comme seule sortie de notre RNA.

### III.6. Elaboration de la structure du réseau

Après le choix du RNA à RP, il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans cette couche.

#### III.6.1. Nombre de couches cachées

Le choix du nombre de couches cachées dépend généralement de la complexité du problème à résoudre, en théorie une seule couche cachée peut être suffisante pour résoudre un problème donné mais il se peut que le fait de disposer de plusieurs couches cachées permet de résoudre plus facilement un problème complexe malgré qu'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 [39].

#### III.6.2. Nombre de neurones

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 règle permettant de prévoir le nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une performance spécifique du modèle, compte tenu des modèles disponibles [39].

#### III.6.3. Apprentissage

Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les paramètres du réseau sont adaptés, d'où l'existence de plusieurs algorithmes d'apprentissage. L'algorithme d'apprentissage utilisé dans notre étude sera donné dans ce qui suit.

### III.6.4. Validation et Tests

Nous avons deux bases de données, une pour effectuer l'entraînement de notre RNA pour vérifier les performances du RNA. La base de données que nous avons utilisée est collectée de la littérature [37].

### III.7. Implémentation et simulation

Pour la prédiction de la tension de contournement nous avons utilisé le logiciel de calcul Matlab dans sa version 7.8. Pour d'établir notre réseau nous avons besoin d'une banque de données, celle-ci peut être exportée directement à partir d'un fichier excel.

Après avoir exporté la banque de données, nous introduisons la commande « nntool » dans la fenêtre de commande, une interface graphique apparaît, elle nous permet de créer un réseau, le visualiser, l'entraîner, le simuler, et exporter les valeurs de sortie. La simulation du notre RNA est effectuée en utilisant l'interface graphique « Neural Network Tool (nntool) » disponible sur Matlab. (figure III.3).

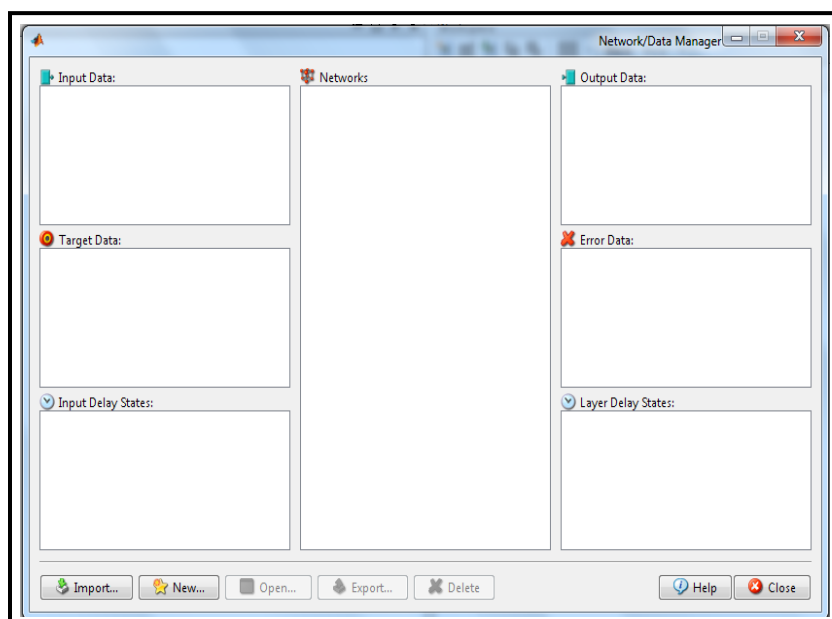


Figure III.3. Interface graphique « nntool ».

#### III.7.1. Création des données

Avant de créer un réseau, il faut d'abord introduire les entrées qui sont dans notre cas la conductivité, les zones de pollution et les propriétés qui doivent être atteinte par le réseau, dans notre cas est la tension de contournement.

Pour cela on clique sur import (figure III.3), une interface graphique apparaît (figure III.4), elle nous permet d'introduire les entrées (input) et les valeur qui doivent être atteinte par le réseau.

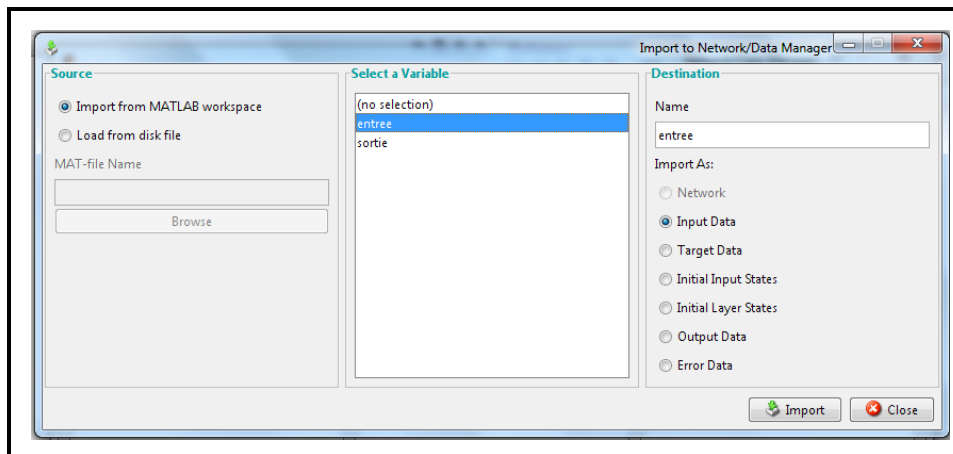
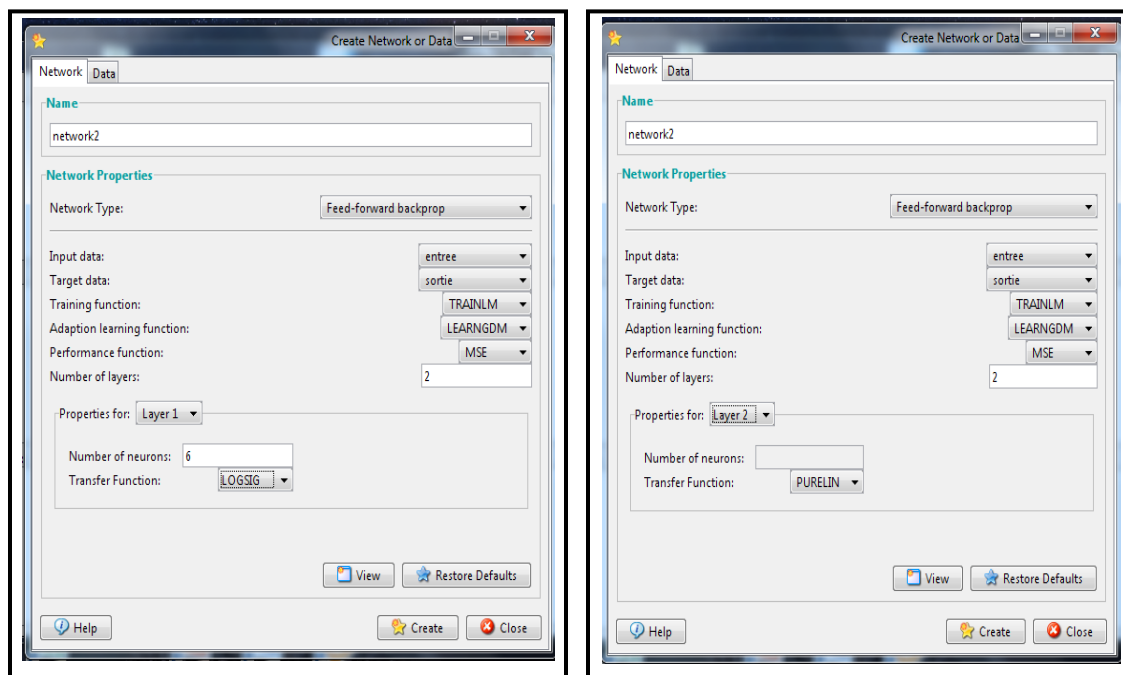


Figure III.4. Création des données.

### III.7.2. Création du réseau

Pour générer un nouveau réseau, on clique sur New, une nouvelle fenêtre apparaît (figure III.5), on choisie le type de réseau préprogrammé. Le feed-foward Backpropa et tout désigner pour ses propriétés de convergence et ses capacités d'approximation



(a) six neurones par couche cachées

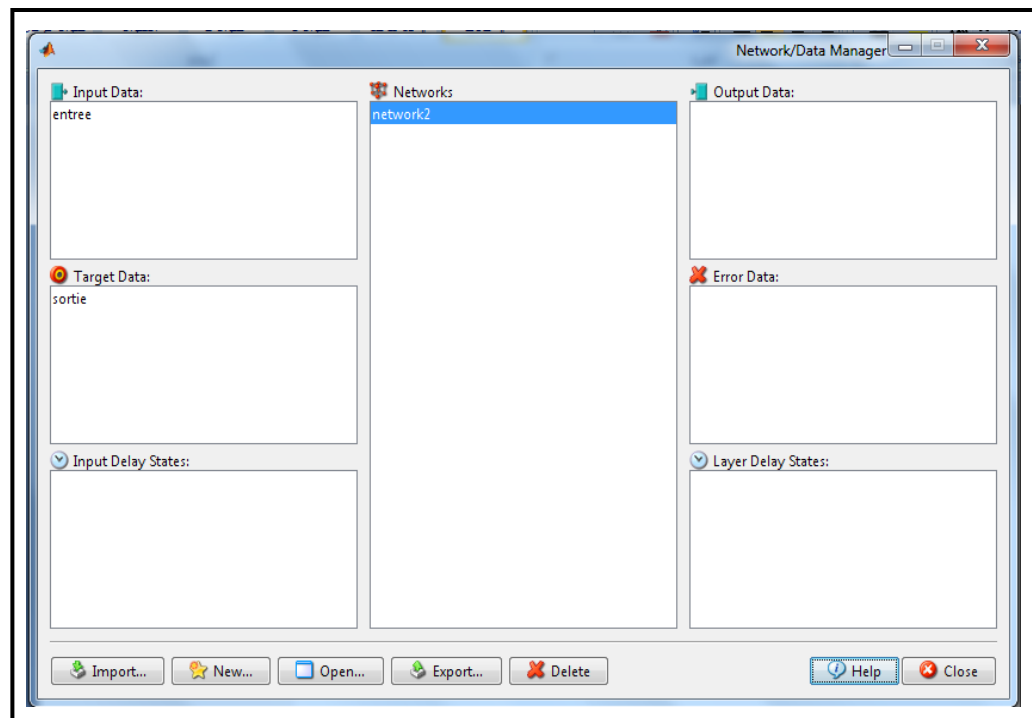
(b) Une seule neurone par couche cachées

Figure .III.5. Paramètres du RNA dans le cas d'utilisation deux couche cachées et 6 neurones par couche.

On choisit la fonction d'entraînement «TRAINLM», et comme fonction d'apprentissage «LEARNGDM», et la fonction «MSE» comme fonction de performance.

Pour le nombre de couches cachées, il est de deux, la première couche a pour fonction d'activation la tangente sigmoïde «LOGSIG», et la deuxième couche a pour fonction d'activation la fonction linéaire «PURELIN».

La seule variable est le nombre de neurones cachés qui doit être optimisé pour chaque réseau. Après avoir créé le réseau, il est possible de le visualiser en appuyant sur « create ». La fenêtre suivante apparaît.



**Figure III.6.** Interface graphique « nntool », après la création du réseau appelée network2.

### III.7.3. Mise en œuvre du réseau

En cliquant sur «create» dans l'interface de création du réseau (figure III.5), puis on allant dans le « network data manager » (figure III.6), et cliquant sur le nom de réseau (network2) créer une nouvelle fenêtre apparaît et nous permet d'entraîner le réseau après avoir sélectionné la banque de donnée appropriée, et ajuster les paramètres tels que les époques et l'erreur désirée.

(sera présenté dans ce qui suit)(figure III.10)

#### III.7.4. Méthodes d'apprentissage

L'utilitaire `mntool` sous MATLAB contient plusieurs variantes de l'algorithme de Rétro-propagation du gradient de l'erreur, la variante la plus intéressante étant l'algorithme de Levenberg-Marquardt communément appelé «faster-propagation» [46]. Cet algorithme sera utilisé dans notre application RNA. 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).

#### III.7.5. Application du RNA

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

##### III.7.5.1. Modèle de réseau de neurone

Un réseau de type propagation vers l'avant« FEED-FORWARD est choisi. Les paramètres utilisés dans le modèle RNA sont montrés dans le tableau (III.2).

Il est à noter, que nous disposons de deux bases de données différentes l'une est utilisée pour l'apprentissage du RNA, qui est constituée de 5\*65 d'entrée (  $\delta$ , Z1, Z2, Z3, Z4 ) et 65 sorties correspondantes(valeurs "V" choisies) et l'autre formée de 5\*17 utilisée pour tester le RNA pour la prédiction de la tension de contournement (voir le tableau III.4).

**Tableau III.2.** Paramètre finaux de la structure et d'apprentissage de RNA

Paramètres de la structure et de l'apprentissage	
Nombre d'entrées	5*65
Nombre de sortie	1*65
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.

### III.7.5.2. Résultat du nombre des neurones cachés et des couches cachées

Nous avons choisi les paramètres de l'apprentissage de telle sorte que l'apprentissage s'arrête dans deux cas, soit le nombre d'itérations (epochs) est achevé, soit l'erreur (goal) est atteinte.

La figure.III.7 donne la fenêtre d'apprentissage pour le test effectué (nombre d'itération =1000, nombre de couche cachée=2 et nombre de neurone par couche cachée =6).

Après avoir procédé à l'apprentissage. L'ensemble de la base de données totale (entrées et sorties) sera déviée aléatoirement comme suit: (74%) pour l'apprentissage, (26%) pour tests et validation.

- La première, pour faire l'apprentissage et validation dans le but de vérifier la capacité de généralisation du réseau.
- La deuxième, de test et sert à évaluer les performances finales du réseau.

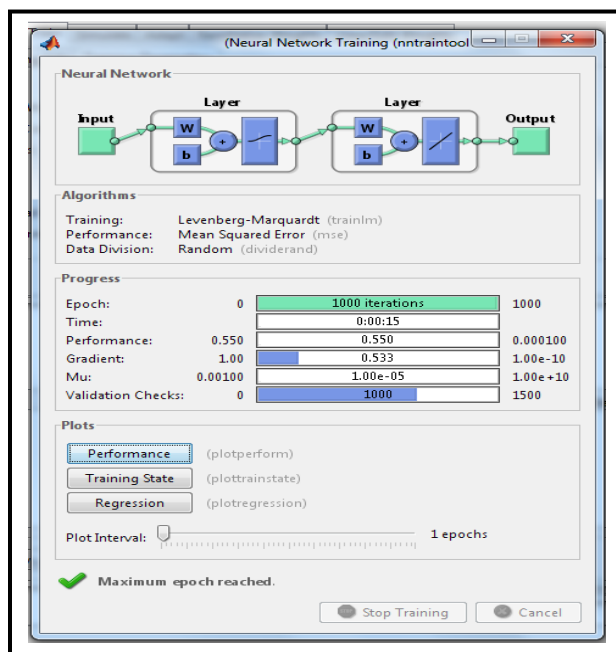


Figure III.7. Fenêtre de l'apprentissage de l'outil " nntool" ans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée et 3 neurones par couche

### III.7.5.3. Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool

La figure. III.8 présente la structure du RNA (RP) dans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée et 3 neurones par couche pour chercher le meilleur nombre de couches cachées et neurones par couche. L'organigramme présenté par la figure. III.9 présente la démarche pour déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche. La figure. III.5 donne l'interface nntool utilisé pour introduire les paramètres du RNA donnés par le tableau III.2.

Il est à noter que le nombre des neurones par couche et le nombre de couches cachées utilisés dans notre travail est celui obtenu .

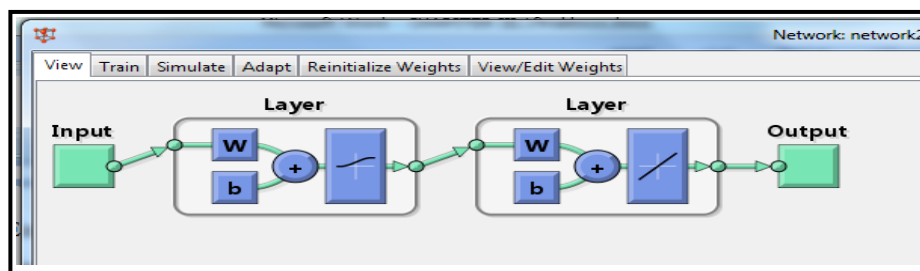
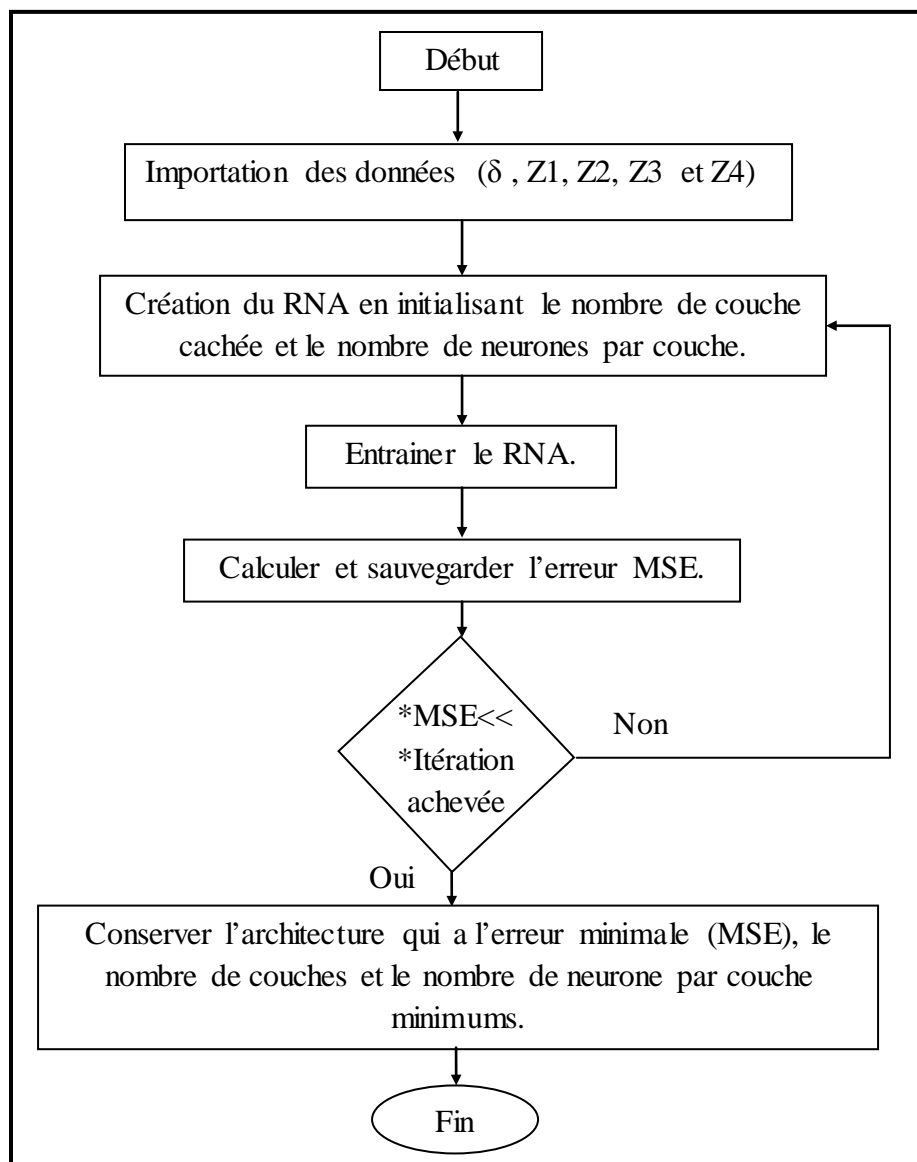


Figure III.8. Structure de RNA dans le cas d'utilisation d'une seule couche cachée et 2 neurones par couche.



**Figure III.9.** Procédure de la détermination du nombre de couches cachées et le nombre des neurones par couche.

**Tableau III.3.** Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage du RNA.

Paramètres du RNA	
Type de réseau	Réseau à propagation vers l'avant
Nombre d'entrées	Vecteur de 5*65
Nombre de sortie	Vecteur de 1*65
Algorithme d'apprentissage	Levenberg-Marquardt
Fonction de performance d'erreur	Erreur quadratique moyenne
Fonctions de transfert	Sigmoïde pour les couches cachées entrée .Linéaire pour la couche de sortie.
Nombre de couches intermédiaires	2
Nombre de neurones par couches cachées	6

### III.7.5.4. Performance du réseau

Les ordonnées de chaque courbe de la figure III.10, représentent les sorties du réseau (valeurs de "V" calculées) pour les entrées réservées à l'apprentissage, aux entrées réservées à la validation et aux entrées réservées au test.

Les droites tracées en continue de chaque courbe de la figure III.10 représentent la régression (fitting) de la relation qui relie les sorties calculées par RNA à celles désirées (valeurs de "V" choisies).

Les droites tracées en pointillée représentent l'approximation (régression) de référence voulue (parfaite) (sorties désirées = sorties calculées) [40]. Lorsque ces deux droites se confondent presque, ou se confondent totalement, nous parlons alors, d'une meilleure performance.

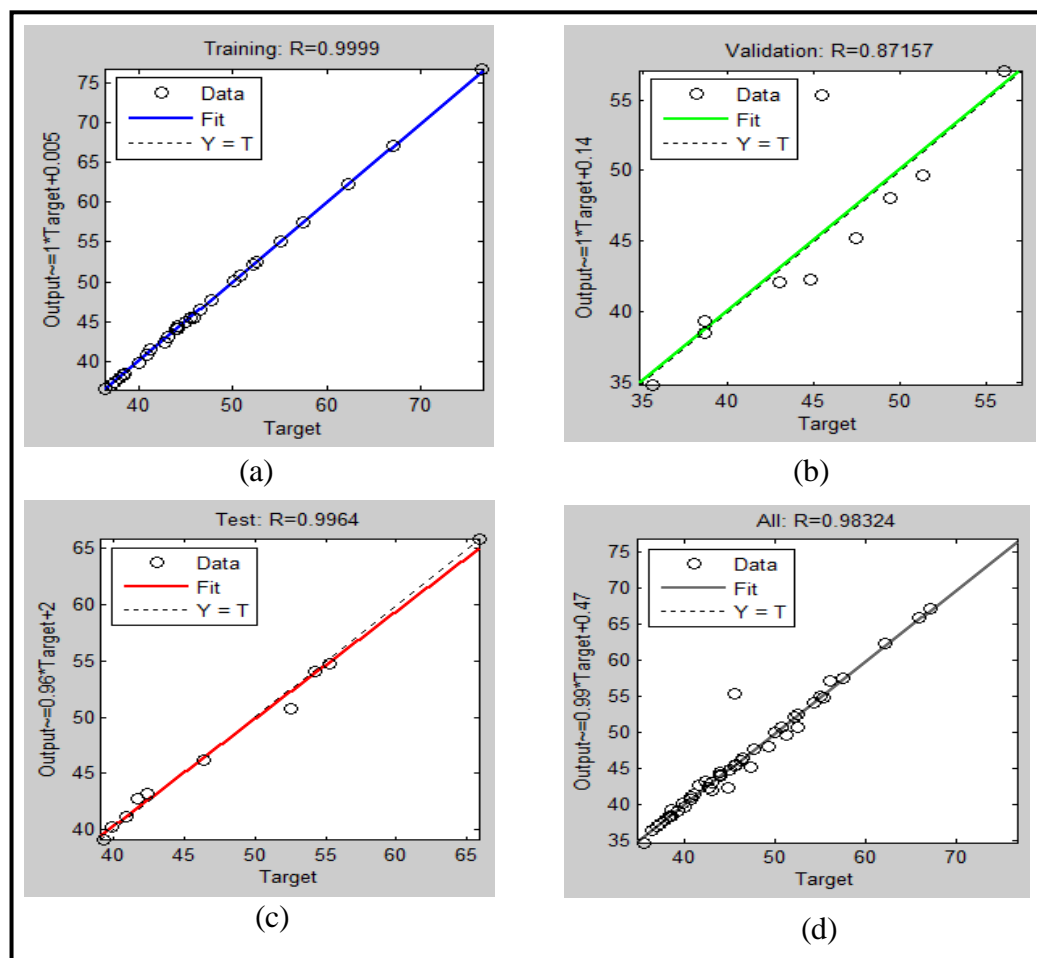


Figure III.10. Courbes de régression.

La valeur de "R" représente le rapport entre les sorties du réseau calculées et les cibles. Si  $R=1$ , ceci implique que les sorties calculées (output) sont égales aux cibles (Target) [47]. Dans ce cas, les droites tracées en pointillé (régression parfaite) et en continue (régression calculée) se coincident totalement et une performance parfaite est obtenue. Alors, nous pouvons dire, qu'un meilleur apprentissage donne des valeurs de R très proche de 1.

La figure (III.10 -a-) donne  $R=0,9999 \implies R=99,99\%$  des valeurs de "V" calculées à la sortie du RNA sont les mêmes que celles désirées des données réservées pour l'apprentissage.

La figure (III.10 -b-) donne  $R=0,87157 \implies R=87,157\%$  les valeurs de "V" calculées sont les mêmes que celles désirées des données réservées pour la validation.

La figure (III.10 -c-) donne  $R=0,9964 \implies R=99,64\%$  les valeurs de "V" calculées sont les mêmes que celles désirées des données réservées pour le test.

La figure (III.10 -d-) donne  $R=0,98324 \implies R=98,324\%$  les valeurs désirées de "V" sont les mêmes que celles calculées de la base de données totale.

La figure précédente montre que les valeurs de "R" obtenues sont très voisines de "1", ce qui veut dire que notre RNA est bien entraîné, et que la tâche de l'apprentissage a réussi. Il est à noter que ces valeurs sont obtenues après un certain nombre de relancèrent de l'apprentissage jusqu' à l'obtention des meilleurs valeurs de R (très proche de 1).

### III.8. Résultats

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  $5 \times 17$  ( $\delta$ , Z1, Z2, Z3, Z4) qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage pour qu'il calcul les sorties correspondantes. Pour cela, nous utiliserons la fonction simulation définit comme suit:  $V = \text{sim}(\text{network2}, [\delta \ Z1 \ Z2 \ Z3 \ Z4 \ ])$ .

V : la sortie "V" calculée par le réseau nommé "network2".

Les résultats de prédiction de la tension de contournement par RNA est donné dans le tableau III.4.

Ce tableau contient les résultats de prédiction utilisant RNA pour différentes configurations de conductivité et zone de pollution. Ces résultats sont comparés avec les résultats expérimentaux collectés de la littérature seront aussi mentionnés dans ce même tableau pour les mettre comme références pour juger les performances des méthodes de simulation utilisées durant ce travail.

**Tableaux III.4.** Données expérimentales collectées et résultats de prédiction.

N°	Expérimentale [41]		RNA		erreur (%)
	Phénomène	Evaluation	V <sub>calc</sub> (kV)	Evaluation	
1	Contournement	✓	57,7977	✓	0,348793
2	Contournement	✓	49,4318	✓	0,739357
3	Contournement	✓	60,8778	✓	0,448391
4	Contournement	✓	48,3893	✓	2,138847
5	Contournement	✓	62,9698	✓	1,363095
6	Contournement	✓	47,0993	✓	1,284163
7	Contournement	✓	60,664	--	2,469453
8	Contournement	✓	47,6345	✓	1,173237
9	Contournement	✓	59,1027	--	3,351158
10	Contournement	✓	43,8534	✓	4,164846
11	Contournement	✓	54,9129	--	6,073994
12	Contournement	✓	41,1166	✓	1,975694
13	Contournement	✓	52,0875	--	<b>8,393422</b>
14	Contournement	✓	40,0082	✓	1,286582
15	Contournement	✓	53,0503	--	3,726953
16	Contournement	✓	41,5337	✓	4,740253
17	Contournement	✓	37,3097	✓	1,661308

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. Le taux de prédictions correctes pour le cas de contournement est de 70,58%, et de 29,42% plus proche de la tension de contournement, globalement l'erreur de prédiction ne dépasse pas 10 %.

### III.8.1. Influence de la conductivité

Dans la figure III.11, nous présentons la variation de la tension de contournement en fonction de la conductivité superficielle, pour différents niveaux de pollution, pour les deux cas, expérimental et calculé (prédite) nous constatons que plus la conductivité est élevée, plus la tension de contournement est faible. Ceci est valable quelle que soit le niveau de la pollution.

Les résultats de terme erreurs (%) de prédiction obtenus par le système (RNA) sous MATLAB pour différents d'entrées ( $\delta$ , Z1, Z2, Z3, Z4), ont été obtenus dans le tableau III.5.

En comparant les résultats obtenus à ceux expérimentaux cités dans le tableau III.5 et dans la figure III.11. Nous avons remarqué un flagrant rapprochement dans les valeurs qui sont presque identiques. Nous remarquons aussi que le (RNA) a pu prédire les tensions de contournement en fonction de la conductivité pour les valeurs qui ne sont pas utilisées pour l'entraînement du (RNA) comme pour les valeurs indiquées dans le tableau III.6.

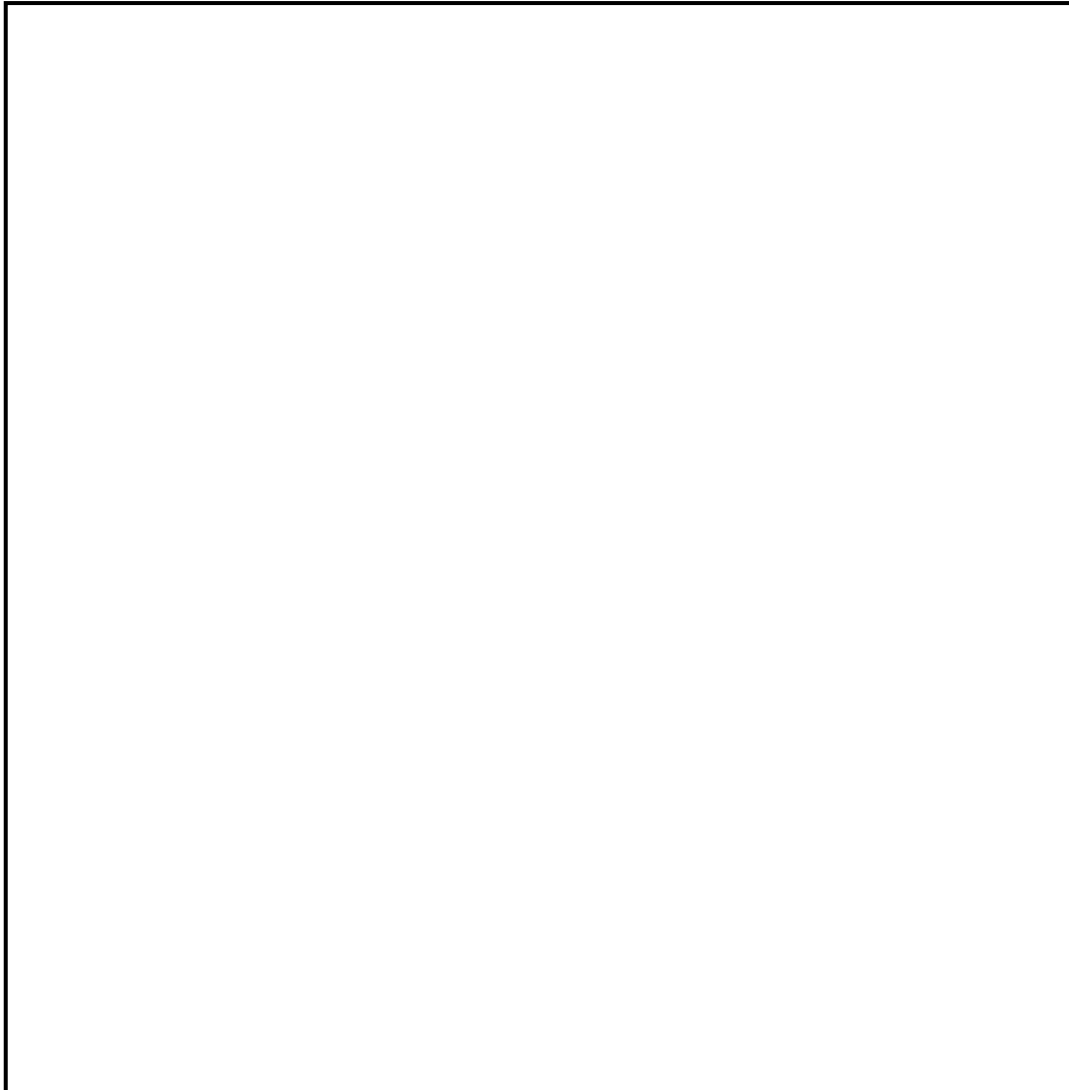
Donc, nous disons que les résultats obtenus sont acceptables.

**Tableau III.5.** Erreur en (%) de prédiction obtenus par le système (RNA) sous MATLAB pour différents d'entrées ( $\delta$ , Z1, Z2, Z3, Z4) utilisé pour l'apprentissage.

Zone de pollution (ml)				Conductivités superficielle $\delta$ (mS/cm)							
Z1	Z2	Z3	Z4	1,823	3,33	8,02	12,61	16,32	30,5	50,4	93,7
				Erreur (%)	Erreur (%)	Erreur (%)	Erreur (%)	Erreur (%)	Erreur (%)	Erreur (%)	Erreur (%)
30	15	11	15	1,1818182	2,324769	3,256579	3,77492	7,255691	9,133826	8,760113	3,727497
60	30	22	30	1,1913183	3,275445	2,424348	2,717902	5,090378	4,089118	4,987108	0,006593
90	45	87,5	87,5	1,3793103	2,131907	5,532727	5,146667	7,904372	1,772083	2,154453	2,014834
120	60	123	123	1,297048	1,372888	3,97351	2,792531	5,130938	0,144009	0,612295	4,733206
150	75	158,5	158,5	2,0721248	2,127875	3,519031	0,801339	0,144684	0,022321	0,411833	0,791925
150	90	194	194	1,8052209	0,989953	1,261549	0,590698	1,351351	2,676028	1,26678	0,562005
150	105	229,5	229,5	1,42827	1,703297	3,877273	1,383495	4,347826	4,505181	0,693888	1,659401
150	120	265	265	0,9847162	1,315431	3,594863	24,608	1,712041	1,289189	1,736626	4,58427

**Tableau III.6.** Tension de prédiction obtenus par le système (RNA) sous MATLAB pour différents d'entrées ( $\delta$ , Z1, Z2, Z3, Z4) qui sont pas utilisé pour l'apprentissage.

Zones de pollution (ml)				Conductivités superficielle $\delta$ (mS/cm)						
Z1	Z2	Z3	Z4	3,00	7,50	11,00	15,50	26,00	45,00	80,00
				V_cal (kV)	V_cal (kV)	V_cal (kV)	V_cal (kV)	V_cal (kV)	V_cal (kV)	V_cal (kV)
30	15	11	15	66,0242	63,259	61,42	59,426	55,998	52,561	52,237
60	30	22	30	61,13	57,892	55,699	53,277	49,088	45,145	44,541
90	45	87,5	87,5	56,871	53,675	51,571	49,324	45,721	42,82	42,41
120	60	123	123	53,189	50,25	48,381	46,455	43,556	41,429	41,263
150	75	158,5	158,5	49,961	47,361	45,741	44,104	41,718	40,142	39,428
150	90	194	194	48,611	45,87	44,145	42,382	39,767	38,079	37,817
150	105	229,5	229,5	46,431	43,692	41,989	40,28	37,899	36,828	37,26
150	120	265	265	45,069	42,455	40,852	39,275	37,202	36,565	37,155



**Figure III. 11 .** Comparaison entre les valeurs du modèle RNA et les valeurs expérimentales, pour différents niveau de pollution.

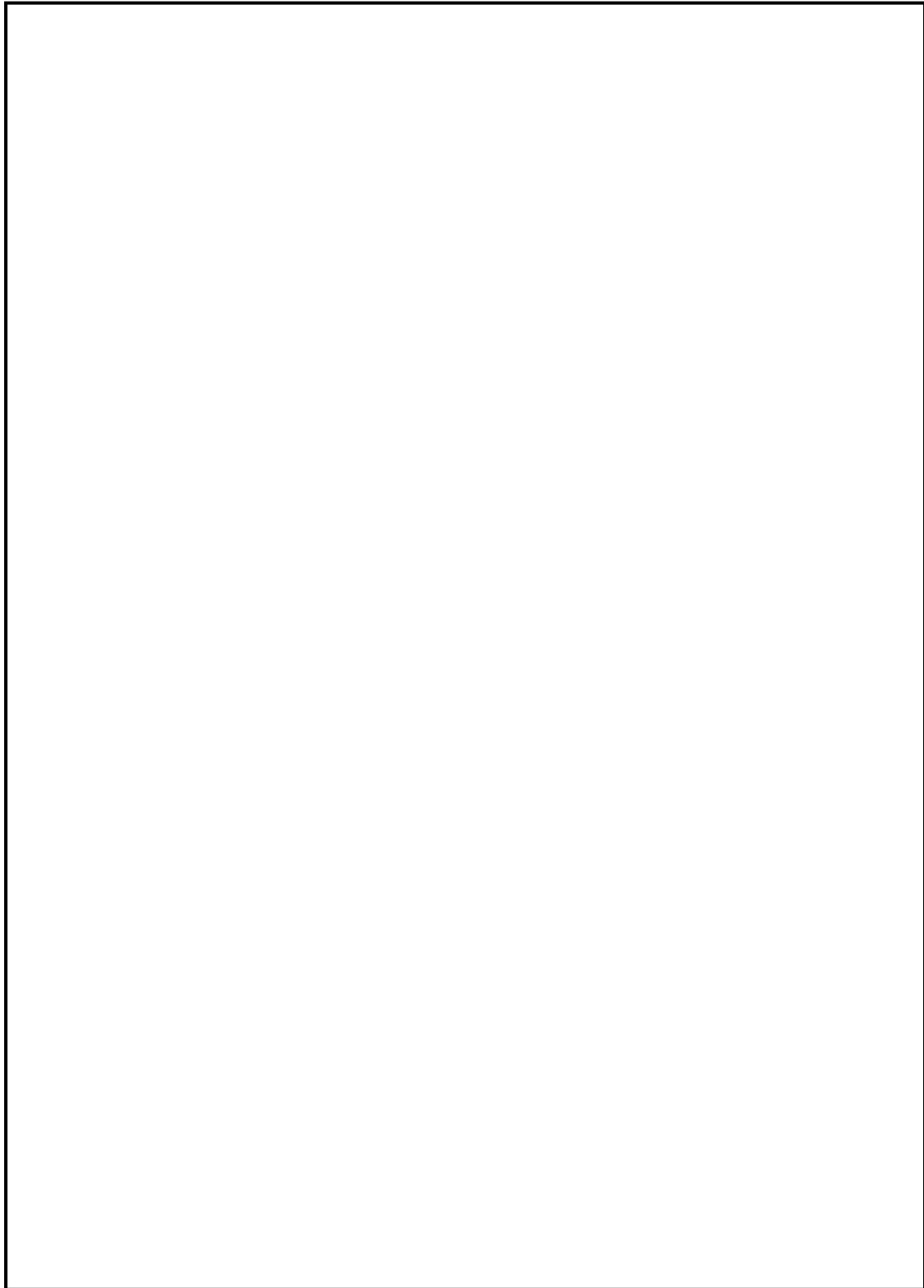
### III.8.2. Influence du niveau de pollution

La figure III.12, nous présente la variation de la tension de contournement en fonction de niveau de la pollution, pour différentes conductivités, dans les deux cas expérimental et calculé, nous nous attendions à une augmentation de la tension de contournement suite à la diminution de la largeur circulaire de la couche de pollution.

Lorsque la conductivité augmente, la tension de contournement décroît rapidement pour des conductivités inférieures à 30.5 ms/cm et plus lentement au-delà de cette conductivité, en tendant vers une limite propre à chaque solution pour les deux cas (expérimental et prédite).

Nous disons que les résultats calculée obtenus sont acceptables.

Les réseaux de neurones artificiels donnent de meilleurs résultats



**Figure III. 12.** Comparaison entre les valeurs du modèle RNA et les valeurs expérimentales, pour différents conductivités.

**III.9. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons appliqué l'une des méthodes d'intelligence artificielle les plus utilisées, à savoir les RNA pour la prédiction de la tension de contournement. Parmi les avantages des réseaux de neurones cités dans le chapitre précédente, les réseaux de neurones ne nécessitent pas l'utilisation de modèles mathématiques très complexes pour leur fonctionnement, ainsi qu'un taux d'erreur très faible, qui ne dépasse pas 9% dans notre cas.

# CONCLUSION GENERALE

## Conclusion générale

La prédiction de la tension de contournement des isolateurs pollués par des outils informatiques aide considérablement la recherche, vu les limitations du matériel expérimental et des instruments de mesure dans les laboratoires. Sans oublier le gain de temps et d'argent .

Le travail que nous avons effectué consiste en la présentation de l'évolution de certaines caractéristiques décrivant le comportement d'un isolateur sous pollution en utilisant l'un des méthodes d'intelligences artificiel qui est le réseau de neurone artificiel «RNA».

Dans un premier temps, on a approfondi la définition des différents isolateurs HT et le phénomène de contournement des isolateurs pollués. En second on a présenté la théorie de réseau de neurone qui a été utilisé pour la prédiction de la tension de contournement de l'isolateur de HT et qui a donné des bons résultats en les comparant avec les résultats pratiques donnés dans la littérature.

La validité des résultats obtenus montre que cette méthode a été appliquée avec succès et que son utilisation dans ce domaine peut donner un plus aux recherches visant à limiter le défaut du contournement et améliorer le bon fonctionnement des isolateurs.

Les réseaux de neurones artificiels donnent de meilleurs résultats dans notre cas l'erreur est de l'order de 9% donc notre modèle réalisé est accepté.

Comme perspective ,nous recommandons une application des méthodes d'intelligence artificielle dans le phénomène de contournement en tenant en compte des différents paramètres intervenants dans leur initiation et développement.

# BIBLIOGRAPHIE

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] **P. Claverie**, "Predetermination of the behaviour of polluted insulators", IEEE Transactions on power apparatus and systems 4 (1971), pp.1902-1908.
- [2] **E. Brakni**, "Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire Infini TEM", Mémoire présenté à l'université du québec à chicoutini comme exigence partielle de la maîtrise en ingénierie, Université du Quebec en Abitibi-Temiscamingue (Canada), 2011.
- [3] **M.E. Slama**, "Étude expérimentale et modélisation de l'influence de la constitution chimique et de la répartition de la pollution sur le contournement des isolateurs haute tension", Thèse de Doctorat , l'école centrale de lyon, 2011.
- [4] **A. Belkharroubi, F. quabel**, "Simulation numérique d'isolateur HT sous tension alternative 50Hz", Mémoire de master, Université Ibn .Khalidoun – Tiaret, juin 2013.
- [5] **G. Riquel, E. Spangenberg**, "De la céramique au synthétique, les isolateurs font peau neuve", Epure 58 (1998), pp.26-40.
- [6] **P. Claverie, Y. Porcheron**, "Les phénomènes de pollution des isolateurs et l'isolement des ouvrages en régions polluées", Revue Générale d'Electricité (GRE) Tom 82,N°3, (1973), pp. 166-194.
- [7] **D. Dumora**, "Matériaux isolants céramiques en électrotechnique", Technique de l'ingénieur D275.
- [8] **A. Hamza Slamet**, "Contribution a l'étude du modèle développé d'un isolateur pollué", Mémoire de magister, Université des sciences et de la technologie d'Oran (USTO),2013.

- [9] **L. Arrabiy**, "Visualisation et Traitement de Signal de Courant de Fuite sur une Surface Isolante Polluée", PFE, Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique(ENP). d'Alger, 1999.
- [10] **M. A. EL Koshare, F. A.M. Rizk**, "Comportement des isolateurs des lignes de transport a très haute tension dans les conditions de pollution désertique", Paris, CIGRE, rapport 33-05, 1970.
- [11] **F. Amidi, K. Ouerdane**, "Les effets de la pollution sur les ouvrages électriques à 30kV en régions littorales", PFE, Département de Génie Electrique, Université des Sciences et Technologies Houari Boumediene, Bab Ezzouar, juin, 1998.
- [12] **Y. Porcheron**, "Lignes aériennes : Matériels entrant dans la constitution d'une ligne aérienne", Technique de l'ingénieur D4425.
- [13] **H. Rahali**, "Comportement d'un modèle d'isolateur sous différentes configurations de pollution sous tension alternative 50 Hz", Mémoire de Magister, Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique(ENP), d'Alger, 2011.
- [14] **M. Tegar, A. Boubakeur**, "Pollution des Isolateurs de Haute Tension",cours, Laboratoire de Haute Tension, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ENP).
- [15] **B. M'hamdi**, "Modélisation d'un isolateur naturellement pollue sous tension impulsionnelle utilisant des circuits électriques équivalents", Mémoire de Magister, Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique (ENP), d'Alger, 2007/2008.
- [16] **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'Etat, Laboratoire de Haute Tension, Ecole Nationale Polytechnique, Alger,1999.

- [17] **M. Tegar**, "Modélisations d'isolateurs pollués soumis à divers paramètres électrogéométriques", Thèse de Doctorat d'Etat, Laboratoire de Haute Tension, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2003.
- [18] **Z. Sahli**, "Etude de la non uniformité de la pollution sur les caractéristiques de contournement des isolateurs réels sous tension continue", Mémoire de Magister, Département de Génie Electrique, Université Abederrahmane Mira de Bédjaia.
- [19] **Z. Djemai, F. Bennai**, " Essais sur Site et au Laboratoire d'Isolateurs Contamines par la Pollution Industrielle au Bord de la Mer ", PFE, Département de Génie Electrique, ENP, Alger, Juin 1986.
- [20] **S. Tounsi, F. Chikh** , "Influence du Sol sur le comportement d'un modèle d'isolateur sous tension", Mémoire de Magister, laboratoire de haute tension, Juin 2008.
- [21] **R. Zemouri**, "Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance", Thèse de Doctorat, Université Franche-Comté, 2003.
- [22] **C. Touzet**, "Les Réseaux de Neurones Artificiels, Introduction au Connexionnisme", Cours, exercices et travaux pratiques, EC2, Juillet 1992.
- [23] **A. M. Ibrahim**, "Fuzzy Logic for Embedded Systems Application", Elsevier Elsevier Science (USA), Newnws, (2004), pp. 53-67.
- [24] **F. Sorin, L. Broussard, P. Roblin**, "Régulation d'un processus industriel par réseaux de neurones", Techniques de l'ingénieur. Informatique industrielle 6.S7582 (2001): R7582-1.
- [25] **G. Dreyfus**, "Les réseaux de neurones", cours de l'École Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles de la Ville de Paris (ESPCI), Laboratoire d'Électronique, septembre 1998.

- [26] **A. Ouali**, "Evaluation de la stabilité transitoire des réseaux électriques par les réseaux de neurones artificiels et les plans d'expériences", Mémoire de Magister, Département de Génie Electrique, Université des Sciences et Technologies Houari Boumediene, Bab Ezzouar, 2008.
- [27] **F. Medjili**, "Modélisation par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) et commande prédictive non linéaire d'une station", Mémoire de magister, Université de Annaba, 2010.
- [28] **L. Mokhnache**, "Application des réseaux de neurones dans le diagnostic et la prédiction des isolations de haute tension ", Thèse de Doctorat, ENP, Décembre 2003.
- [29] **K. Kavsek-Biasizzo, I. Skrjanc, D. Matko**, "Fuzzy predictive control of highly nonlinear pH process", Computers & chemical engineering 21 (1997), pp. S613-S618.
- [30] **J. Sarangapani**, "Neural network control of nonlinear discrete-time systems", Vol. 21. CRC press, 2006.
- [31] **Y. Hen Hu, J. Neng Hwang**, "Handbook of neural network signal processing ", CRC Press LLC, United States of America, 2001.  
<http://sci.neyshabur.ac.ir/sci/images/electricalengineering/ebook/CRC%20Press%20-%20Handbook%20Of%20Neural%20Network%20Dsp%20-%202002.pdf>.
- [32] **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.
- [33] **M. Maada, A. Zaitri**, "Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la caractérisation du comportement d'un isolateur pollué", PFE, Département de Génie Electrique, ENP, Alger, juin 2011.

- [34] **M. Parizeau**, "Réseaux de neurones.GIF-21140 et GIF-64326", 124 (2004).  
<http://wcours.gel.ulaval.ca/2014/h/GIF4101/default/7references/reseauxdneurones.pdf>
- [35] [http://wikipedia.org/wiki/Perceptron\\_multicouche](http://wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicouche)
- [36] **G. Petitjean**, « Introduction Aux Réseaux de neurones », Cour.  
[https://www.lrde.epita.fr/~sigoure/cours\\_ReseauxNeurones.pdf](https://www.lrde.epita.fr/~sigoure/cours_ReseauxNeurones.pdf)
- [37] **Y.Bourek**, "Etude de la décharge électrique par l'intelligence artificielle", Mémoire Magister, Université de Batna2, 2016
- [38] **N. Yassine**, "Prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute Tension Artificiellement Pollué par les Réseaux de Neurones Artificielles", Mémoire master, Université Mohamed Khider Biskra, Juin 2012.
- [39] **M. Y. Ammar**, "Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu", Thèse de doctorat en génie des procédés et de l'environnement, Institut national polytechnique de Toulouse, 2007.
- [40] **N. Gökçe, M. Eminli**, "Model-based test case prioritization using neural network classification", Computer Science & Engineering, Vol.4, N°1, (2014), pp. 15.
- [41] **H. Beguesmia, N. M'ziou, A. Boubakeur**, "Experimental study of pollution effect on the behavior of high voltage insulators under alternative current", Frontiers in Energy (2017), pp.1-9.



---

## ملخص:

الهدف الرئيسي من هذا العمل هو تطبيق احدى طرق الذكاء الاصطناعي والتي تسمى الشبكة العصبية الاصطناعية من اجل التنبأ بتوتر الاحاطه لعازل الجهد العالي ملوث اصطناعيا بإستعمال **MATLAB/Simulink**. يجب الاخذ بعين الاعتبار تغير الناقلية و مستوى التلوث لسطح العازل في هذه التقنية. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها أن هذه الطريقة تم تطبيقها بنجاح. هناك اتفاق جيد بين النتائج المتنبأه (المحسوبة) والنتائج التجريبية.

**الكلمات المفتاحية:** عازل التوتر العالي ، تلوث، الشبكات العصبية الاصطناعية، مستوى التلوث، طبقات التلوث التنبأ، الناقلية.

---

## Résumé

L'objectif principal de notre travail consiste à l'implémentation d'une méthode d'intelligence artificielle qui est le réseau de neurone (RNA) pour la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension artificiellement polluée sous MATLAB/Simulink. Cette technique devra tenir compte de la variation de la conductivité ainsi le niveau de pollution de la surface de l'isolateur. Les résultats obtenus montre que cette méthode a été appliquée avec succès. Il y a un bon accord entre les résultats calculées et les résultats expérimentaux.

**Mots clés :** isolateur de HT, pollution, réseau de neurone artificiel, niveau de pollution, zone de pollution, prédiction, conductivité.

---

## Abstract

The main objective of our work is the implementation of an artificial intelligence method which is the artificial neural network (ANN) for the prediction of the flashover voltage of an artificially polluted high voltage insulator under MATLAB/Simulink . This technique will have to take into account the variation of the conductivity and the level of pollution of the state of the insulator. The results obtained show that this method has been successfully applied. There is a good agreement between the calculated results and the experimental results.

**Key words:** HV insulator, pollution, artificial neuron network(ANN) , level of pollution, zone of pollution, prediction, conductivity.

---