

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHESCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE SCIENCES ET TECHNOLOGIES
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE
N° : RE-07



DOMAINE :SCIENCES ET TECHNOLOGIE
FILIERE : ELECTROTECHNIQUE
OPTION : RESEAUX ELECTRIQUES

Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique

Par:

Moustafa DAOUDI

Youssef KHARCHI

Intitulé

**Prédiction de la tension de claquage d'une configuration
pointe-barrière-plan polluée par l'approche basée sur
l'intelligence artificielle**

Soutenu devant le jury composé de:

Dr. Abderrahim ZEMMIT	Université Mohamed Boudiaf - M'sila	Président
Dr. Hani BENGUESMIA	Université Mohamed Boudiaf - M'sila	Rapporteur
Mr. Fayssal OUAGUENI	Université Mohamed Boudiaf - M'sila	Co-Rapporteur
Dr. Khaled BELHOUCHE	Université Mohamed Boudiaf - M'sila	Examineur

Année universitaire : 2019/ 2020

Dédicaces

إهداء

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

وَالصَّلَاةِ وَالسَّلَامِ عَلَى سَيِّدِنَا مُحَمَّدٍ أَشْرَفِ الْمُرْسَلِينَ

Avec l'expression de ma reconnaissance, je dédie ce modeste travail à ceux qui, quels que soient les termes embrassés, je n'arriverais jamais à leur exprimer mon amour sincère.

A mes parents, mon précieux offre du dieu, qui doivent ma vie, ma réussite et tout mon respect : mon cher père Bachir et ma mère Fatima Zohra.

A ma chère sœur Rania et mon frère Abd El Wahab qui n'ont pas cessée de me conseiller, encourager et soutenir tout au long de mes études. Que Dieu les protège et leurs offre la chance et le bonheur.

A mes grands-mères, mes oncles et mes tantes. Que Dieu leur donne une longue et joyeuse vie.

A tous les cousins, les voisins et les amis que j'ai connu jusqu'à maintenant.

Merci pour leurs amours et leurs encouragements.

Sans oublier mon binôme Mr. Moustafa DAOUDI pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de ce projet

Youssef KHARCHI

Dédicaces

إهداء

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

وَالصَّلَاةَ وَالسَّلَامَ عَلَى سَيِّدِنَا مُحَمَّدٍ أَشْرَفِ الْمُرْسَلِينَ

*Je dédie ce modeste travail
A mes très chers parents et ma grande
famille.
A mes très chers frères et mes sœurs.
A tous mes amis.
A tous ceux qui m'aiment et que j'aime.*

Moustafa Daoudi

Remerciements

Nous tenons à remercier tout d'abord Dieu le tout puissant qui nous 'a donné, durant toutes ces années, la santé, le courage et la foi pour arriver à ce jour.

*Nous tenons à exprimer toute notre reconnaissance à notre encadreur de ce mémoire, le **Dr. Hani Benguesmia**, Pour suivi continuel tout le long de la réalisation de ce mémoire On dédie du fond du cœur à ceux qu'on aime et qu'on remercie en exprimant la gratitude et la reconnaissance durant toute notre existence. 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 tout les personne qui, de prés ou de loin, ont contribue 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 cour de la réalisation de ce modeste travail.

ملخص:

هذا العمل يهدف الى تطبيق إحدى طرق الذكاء الاصطناعي والتي تسمى الشبكة العصبية الاصطناعية من اجل التنبؤ بتوتر الإنهيار الكهربائي في المجال قطب حاد-حاجز-مسطح ملوث اصطناعيا باستخدام **MATLAB/Simulink**. تظهر النتائج التي تم الحصول عليها أن هذه الطريقة تم تطبيقها بنجاح. هناك اتفاق جيد بين النتائج المتنبه (المحسوبة) والنتائج التجريبية. تم أيضا دراسة توزيع الجهد والحقل الكهربائي لكلا التركيبين أو الشكلين (مع وبدون حاجز) باستخدام طريقة عددية. استخدمنا المحاكاة الكهربية الساكنة (الإلكتروستاتيكية) ثنائية الأبعاد باستخدام برنامج **Cmsol**.

الكلمات المفتاحية: قطب حاد-حاجز-مسطح، تلوث، الشبكات العصبية الاصطناعية، التنبؤ، توتر كهربائي، حقل كهربائي.

Résumé

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 claquage d'une configuration pointe-barrière-plan artificiellement polluée sous MATLAB/Simulink.

Les résultats obtenus montrent que cette méthode a été appliquée avec succès. Il y a un bon accord entre les résultats calculés et les résultats expérimental. La distribution du potentiel et du champ électrique pour les deux configurations (avec et sans barrière) est étudiée à l'aide d'une méthode numérique. Nous avons utilisé des simulations 2D électrostatiques à l'aide d'un logiciel Cmsol.

Mots clés : pointe-barrière-plan, pollution, réseau de neurone artificiel, prédiction, potentiel électrique, champ électrique.

Abstract

Our work is the implementation of an artificial intelligence method which is the artificial neural network (ANN) for predicting the AC breakdown voltage of an artificially polluted point-barrier-plane configuration under MATLAB / Simulink. The results obtained show that this method has been successfully applied. There is a good agreement between the calculated results and the experimental results. The distribution of the potential and the electric field for the two configurations (with and without barrier) is studied using a numerical method. We used 2D electrostatic simulations using cmsol software. **Key words:** point-barrier-plane, pollution, artificial neuron network (ANN), prediction, electrical potential, electrical field.

"Sommaire"

Sommaire

Sommaire	i
Liste des figures & tableaux	iv
Introduction Générale	1

Chapitre I : Etat de L'art "Décharge Électrique"

I.1 Introduction	3
I.2 Décharges électriques	3
I.3 Rigidité diélectrique	3
I.3.1 Mécanismes de claquage	4
I.3.1.1 Claquage électronique	5
I.3.1.2 Claquage thermique	5
I.3.1.3 Claquage électromécanique	6
I.3.1.4 Claquage par avalanche	7
I.3.2 Autres mécanismes de claquage	7
I.3.2.1 Mécanismes des streamers	7
I.3.2.2 Rupture par arborescence	7
I.3.2.3 Rupture par Érosion	8
I.3.2.4 Rupture après vieillissement	8
I.4 Influence de divers paramètre sur la rigidité diélectrique	9
I.4.1 Tension appliquée	9
I.4.2 Épaisseur et homogénéité de l'éprouvette	10
I.4.3 Température	10
I.4.4 Caractéristiques électriques et thermiques du milieu ambiant	10
I.5. Processus de décharges électriques dans l'intervalle d'air	10
I.6 Type des intervalle d'air	11
I.6.1 Intervalle d'air pointe-pointe	11
I.6.2 Intervalle d'air plan-plan	11
I.6.3 Intervalle d'air pointe-barrière-plan	12
I.7 Différents régimes de décharge en pointe-Plan	13
I.7.1 En pointe positive	13
I.7.2 En pointe négative	14
I.7.3 En tension alternative	14
I.8 Influence de la barrière isolante sur la tension de décharge	14
I.8.1 Influence de la position de la barrière dans I intervalle d'air	15
I.8.2 Influence de l'épaisseur et de la permittivité	15
I.8.3 Influence de la largeur de la barrière	15
I.8.4 Influence de la polarité de l'électrode pointe	15
I.8.5 Influence du matériau de la barrière:	16
I.8.6 Influence de l'accumulation de la charge d'espace	16
I.8.7 Influence de la pollution	17
I.9 Formes de décharge	17

I.9.1 Décharge directe	17
I.9.1.1 Décharge perfore la barrière	18
I.9.1.2 Décharge contourne la barrière	18
I.9.2. Décharges glissantes aux interfaces air/solide	18
I.9.3 Décharge par étape	19
I.10 Conclusion	20

Chapitre II : " Réseaux de neurones artificiels, "RNA" "

II.1 Introduction	21
II.2 Neurone formel (Artificiel)	21
II.3 Structure d'un neurone artificiel	22
II.4 Réseaux de neurones	23
II.4.1 Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA)	23
II.4.1.1 L'application au traitement du signal	24
II.4.1.2 Fonctionnement	25
II.4.2 Modélisation générale	25
II.5 Architecture du réseau de neurone	26
II.5.1 Réseau de neurones monocouches	27
II.5.2 Réseaux de neurones multicouches	27
II.6 Connexions du réseau de neurones	28
II.7 Réseaux propagation vers l'avant "Feed-Forward"	29
II.7.1 La couche d'entrée	29
II.7.2 La couche de sortie	30
II.7.3 Les couches cachées	30
II.7.4 Le nombre de couches cachées	30
II.7.5 Le nombre de neurones dans les couches cachées	30
II.8 Apprentissage des réseaux de neurones	31
II.8.1 Apprentissage simple du perceptron : méthode du gradient et algorithme de Widrow-Hoff I I	32
II.8.2 Apprentissage du perceptron multicouches	33
II.8.2.1 Rétro-propagation	33
II.8.2.2Résumé de l'algorithme de rétropropagation	34
II.8.3 Algorithme d'apprentissage	34
II.9 Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones artificiels	35
II.9.1 Avantages	35
II.9.2Inconvénients	35
II.10 Conclusion	35

Chapitre III : "Résultats et Validation"

III.1 Introduction	36
III.2 Présentation du Arrangement "pointe-barrière-plan "	36

III.3 Prédiction de la tension de claquage en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA)	37
III.4 Conception du réseau de neurones	38
III.5 Détermination des entrées/sorties du réseau de neurone	38
III.5.1 Nombre de couches cachées	38
III.5.2 Nombre de neurones	39
III.5.3 Apprentissage	39
III.5.4 Validation et Tests	39
III.6 Implémentation et simulation	39
III.6.1 Création des données	40
III.6.2 Création du réseau	41
III.6.3 Mise en œuvre du réseau	42
III.6.4 Méthodes d'apprentissage	42
III.6.5 Application du RNA	42
III.6.5.1 Modèle de réseau de neurone	43
III.6.5.2. Résultat du nombre des neurones cachés et des couches cachées	43
III.6.5.3 Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool	44
III.6.5.4 Performance du réseau	45
III.7. Résultats	48
III.8 Simulation du modèle réel du configuration pointe-barrière-plan par Comsol	50
III.9 Calcul du potentiel et du champ électrique	51
III.9.1 Discrétisation en élément finis (Maillage)	51
III.9.2 Répartition du potentiel électrique sur le modèle pointe-plan & pointe-barrière-plan	52
III.9.3 Répartition du champ électrique sur le modèle pointe-plan	53
III.10 Conclusion	54
Conclusion Générale	55
Références bibliographique	57

"Liste des Figures & Tableaux"

Liste des Figures & Tableaux

N°	Figures	Page
<u>Chapitre I : Etat de L'art "Décharge Électrique"</u>		
Figure I.1	Rigidité diélectrique	4
Figure I.2	Représentation schématique des conditions de stabilité et d'instabilité pour le claquage thermique.	6
Figure I.3	La forme d'une arborescence électrique.	7
Figure I.4	Arborescence électrique observée Arbre dans un câble HT.	8
Figure I.5	Fréquence d'apparition des streamers dans l'air en fonction de la tension appliquée V.	9
Figure I.6	Electrode de décharge à barrière diélectrique (DBD)	12
Figure I.7	Arrangement (a) pointe-plan, (b) pointe-barrière-plan	13
Figure I.8	Décharge directe sans barrière. Laboratoire de haute tension (HT) de l'université de Biskra.	17
Figure I.9	Décharge glissante. Laboratoire de HT de l'université de Biskra.	18
Figure I.10	Décharges glissantes sur une barrière isolante.	19
Figure I.11	Décharge par étape.	20
<u>Chapitre II : "Réseaux de neurones artificiels "RNA"</u>		
Figure II.1	Représentation schématique d'un neurone biologique.	21
Figure II.2	Représentation d'un neurone.	23
Figure II.3	Différents types de fonctions d'activations pour le neurone.	26
Figure II.4	Topologies des réseaux de neurones artificiels.	26
Figure II.5	Le réseau mono couche.	27
Figure II.6	Réseaux de neurones multicouches.	28
Figure II.7	Types de connexions,	28
Figure II.8	Connexions entre deux couches	29
Figure II.9	Apprentissage supervisé.	32
Figure II.10	Apprentissage non supervisé.	32
<u>Chapitre III : "Résultats et Validation"</u>		
Figure III.1	Interface graphique « nntool ».	40
Figure III.2	Création des données.	40
Figure .III.3	Paramètres du RNA dans le cas d'utilisation deux couches cachées et 6 neurones par couche avec un seul neurone par couche dans la sortie.	41
Figure III.4	Interface graphique « nntool », après la création du réseau appelée network1.	42
Figure III.5	Fenêtre de l'apprentissage de l'outil" nntool" ans le cas d'utilisation d'une deux couche cachée et 6 neurones par couche.	44

Figure III.6	Structure de RNA dans le cas d'utilisation d'une deux couche cachée et 6 neurones par couche.	45
Figure III.7	Procédure de la détermination du nombre de couches cachées et le nombre des neurones par couche.	45
Figure III.8	Courbes de régression.	46-47
Figure III.9	Tension prédites vs Tension expérimentales	50
Figure III.10	Répartition du maillage. Pour 9408 et 21040 d'élément.	52
Figure III.11	Distribution du potentiel électrique.	53
Figure III.12	Distribution du champ électrique avec et sans barrière.	54
Figure III.13	Ligne du champ électrique.	54

N°	Tableaux	Page
<u>Chapitre I : Etat de L'art "Décharge Électrique"</u>		
Tableau I.1	Paramètres de la décharge dans l'air pour différents matériaux	16
<u>Chapitre II : "Réseaux de neurones artificiels "RNA""</u>		
Tableau II.1	Transition entre le neurone biologique et le neurone formel.	22
<u>Chapitre III : "Résultats et Validation"</u>		
Tableau III.1	Différents arrangements avec et sans barrière.	37
Tableau III.2	Variables d'entrées et sortie.	38
Tableau III.3	Paramètre finaux de la structure et l'apprentissage de RNA	43
Tableau III.4	Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage du RNA.	46
Tableau III.5	Données expérimentales collectées et résultats de prédiction.	49
Tableau III.6	Nombre d'éléments de maillage avec ou sans barrière.	51

"Introduction Générale"

Introduction Générale

Introduction Générale

Les matériaux ont joué un rôle prépondérant dans les progrès accomplis dans la mise au point des matériels électriques. Dans le domaine du génie électrique, les matériaux diélectriques sont utilisés pour assurer une fonctionnalité optimale des équipements tout en garantissant la sécurité des biens et des personnes. L'air en tant que diélectrique, est largement rencontré comme unique isolation entre électrodes dans la technique des hautes tensions. [1]

La présence d'une barrière diélectrique dans l'intervalle d'air est un facteur très important dont dépendent les caractéristiques de la décharge électrique, ainsi que son état de propreté, Son influence est surtout liée à l'accumulation des charges sur sa surface du côté de l'électrode active. Ainsi la barrière constitue un obstacle au développement de la décharge. [2]

Le champ d'exploitation des barrières isolantes est très large et touche à de nombreux domaines industriels. Les petits intervalles d'air compris entre les parties actives et métalliques de ces équipements sont équivalents électriquement aux configurations à champ électrique non uniforme, à savoir, pointe – pointe et pointe – plan. [3]

De nombreuses études ont été consacrées à la décharge électrique dans l'air pour différentes géométries et configurations, tant expérimentales que numériques et plusieurs modèles mathématiques ont été proposés pour étudier les décharges électriques. Parmi les configurations variées de systèmes d'électrodes étudiées, les plus courantes sont les systèmes pointe-plan.

Suivant les applications envisagées, la haute tension, qui est généralement appliquée à l'électrode active, peut être impulsionnelle, alternative ou continue de polarité positive ou négative. Au cours de ces dernières décennies, de nombreuses études expérimentales ont été menées. Elle sont, notamment, permis d'acquérir des connaissances permettant l'élaboration de modèles qui visent à reproduire soit une phase particulière de la décharge, soit son développement global. [1]

De nouvelles techniques ont été introduites dans l'étude des décharges électriques, telle que les outils basés sur l'intelligence artificielle (IA) (réseaux de neurones artificiels, la logique floue et les algorithmes génétiques, ... etc.), qui ont démontré un grand succès dans l'étude des différents types de décharges. [4,5]

Donc à ce jour plusieurs investigations ont été menées dans le sens d'une modélisation, simulation du phénomène de disruption d'un intervalle d'air à champ électrique non uniforme sous la protection de barrières isolantes polluées.

Parmi les méthodes de l'IA, l'une des solutions consiste à utiliser des architectures d'apprentissage profondi dans lesquelles les premières couches de neurones convolutifs se comportent comme des extracteurs de caractéristiques et, à la fin, des couches entièrement connectées sont utilisés pour la décision finale. Nous sommes intéressés à utiliser le réseau de neurone artificiel (RNA) comme une technique d'intelligence artificielle pour predire la tension de claquage [6].

Le but visé à travers ce présent travail consiste à prédire la tension de claquage en fonction de la variation de la conductivité, la position et l'épaisseur de la barriere en utilisant l'une des technique de l'intelligence artificielle qui est le réseau de neurone artificiel.

Ceci explique la structuration de notre présent mémoire comme suit :

Une introduction générale qui inclut le but de notre mémoire de master qui encouragé cette recherche.

Dans le premier chapitre, donne un aperçu bibliographique sur la décharge électrique, (influence de divers paramètre sur la rigidité diélectrique, processus de décharges électriques dans l'intervalle d'air...etc.).

Dans le deuxième chapitre nous présenterons les définitions et différents types des réseaux neurones et différents types d'algorithmes d'apprentissage. Nous donnons aussi les avantages des réseaux neurones artificiels

Dans le dernier chapitre, nous modélisons par réseaux de neurones artificiels (RNA) de type back-propagation comme algorithme d'apprentissage pour prédire la tension de claquage d'une configuration point-barriere-plan polluée d'une part, et d'autre part nous presentons une simulation numérique d'une configuration point-barrier-plan pour voir la distribution du champ et du potentiel électrique en utilisalt le comsol multiphysics.

Le travail est clôturé par une conclusion générale.

Chapitre I
Etat de L'art
"Décharge Électrique"

I.1. Introduction

Les isolations mixtes, composés d'un diélectrique solide et d'un gaz, présente un grand intérêt du point de vue industriel qui sont largement utilisés dans les équipements haute et moyenne tension. La rigidité diélectrique de ces structures dépend des propriétés du solide isolant et du type de gaz (mélanges) ainsi que de la pression et de la température de ce dernier.

Une décharge électrique dans un intervalle d'air suppose toujours l'existence décharges libres et d'un champ électrique qui peut être continu, alternatif ou impulsionnel, uniforme ou non.

La présence d'une barrière diélectrique dans l'intervalle d'air est un facteur très important dont dépendent les caractéristiques de la décharge électrique, ainsi que son état de propreté, son influence est surtout liée à l'accumulation des charges sur sa surface du côté de l'électrode active. Ainsi la barrière constitue un obstacle mécanique et électrostatique au développement de la décharge. [7]

L'objectif de ce premier chapitre, nous exposerons une brève présentation de quelques phénomènes physiques fondamentaux dans l'initiation et le développement d'une décharge électrique à pression atmosphérique.

I.2. Décharges électriques

Le terme décharge électrique désigne des phénomènes variés. Si on établit une tension suffisante entre deux électrodes placées dans un gaz suite à une application d'une tension capable à rendre ce dernier conducteur. (Il se produit une décharge électrique (passage d'un courant électrique)). Selon le niveau de cette tension on obtient un courant traversant se milieu gazeux, dont on peut caractériser cette décharge. On peut parler de trois catégories de décharges électriques : [8]

- ✚ Naturelles si elles sont créées spontanément dans la nature telles que la foudre avec distance de rupture de quelques centaines de mètres.
- ✚ Artificielles non contrôlées observées par exemple dans les postes de transformation sur les dispositifs de coupure, avec des distances de quelques mètres.
- ✚ Artificielles contrées telles que les décharges luminescentes et les arcs à souder.

I.3. Rigidité diélectrique

La rigidité diélectrique d'un matériau isolant est la valeur du champ électrique auquel il faut le soumettre pour qu'il en résulte une perforation ou claquage qui le rende inapte à remplir ultérieurement sa fonction.

De façon pratique, la rigidité diélectrique est définie comme étant le rapport entre la tension à la quelle se produit une perforation dans les conditions d'essai spécifiées et la distance entre les deux électrodes auxquelles est appliquée la tension.

La rigidité diélectrique dépend de :

- ✚ La fréquence, la forme et la durée d'application de la tension,
- ✚ La température, la pression et l'humidité de l'atmosphère ;

La présence d'impuretés dans l'isolant (bulles d'air, humidité, ...)

Suivant les positions relatives des conducteurs et de la surface des matériaux on distingue:

- ✚ La rigidité diélectrique transversale,
- ✚ La rigidité diélectrique longitudinale. [9]

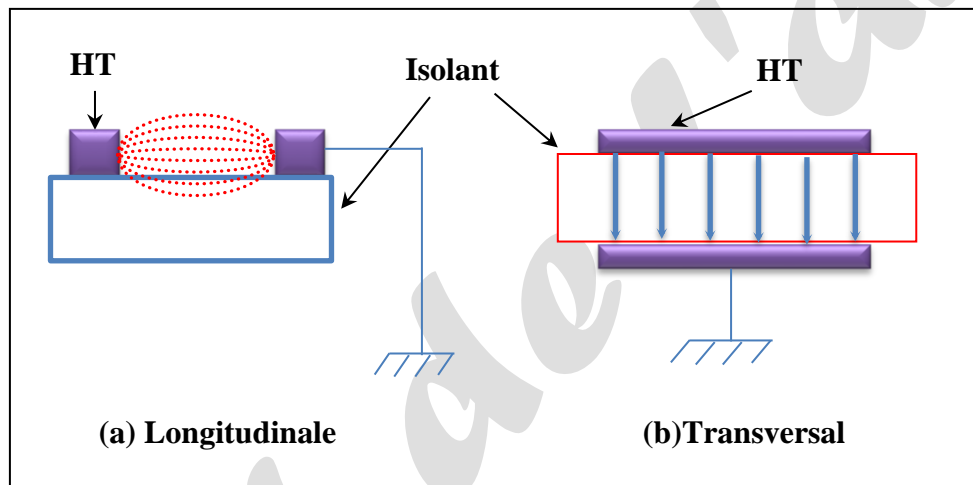


Figure I.1. Rigidité diélectrique

I.3.1. Mécanismes de claquage

Le claquage est l'aboutissement d'une série de processus complexes et interactifs. Assez souvent, l'un des mécanismes est prédominant.

On distingue le claquage intrinsèque du matériau qui est lié à des phénomènes électroniques, thermiques ou mécaniques.

Les valeurs de rigidité diélectrique intrinsèque des matériaux isolants nobles atteignent plusieurs centaines de kV/mm, voir 1 MV/mm. [10]

Le claquage intrinsèque du matériau est toujours extrêmement difficile à atteindre et ne présente généralement qu'un intérêt théorique.

I.3.2.1. Claquage électronique

Il existe plusieurs théories du claquage électronique, aucune d'elles ne permettant d'expliquer toutes les constatations expérimentales.

Chaque théorie est analysée en comparant ses prédictions théoriques aux effets constatés de certains paramètres tels que la température, l'épaisseur, le temps d'application de la tension ... etc.

Dans ces théories, on admet que le claquage est produit par les électrons présents dans le matériau. [10]

La distribution d'énergie de ces électrons augmente avec le champ appliqué, et à partir d'une valeur critique de ce champ (rigidité diélectrique), des électrons sont produits en nombre suffisant pour entraîner la destruction du réseau appelée claquage.

I.3.2.2. Claquage thermique

Une explication du phénomène de claquage thermique est donnée par Coelho et Aladenize. [11-12] Lorsqu'un courant traverse un matériau isolant, la conductivité augmente avec la température. Par suite la température s'élève, le courant augmente à son tour et ainsi de suite. Si la chaleur accumulée ne s'évacue pas suffisamment vite, le processus peut conduire à un emballement thermique, c'est ce qu'on appelle le claquage thermique.

Lorsque l'on applique un champ électrique à un matériau isolant, on sait qu'un courant (généralement très faible) circule entre les électrodes.

En champ continu, ce courant est lié à la conduction, tandis qu'en champ alternatif, se superpose à ce courant de conduction, un courant de pertes diélectriques.

La circulation de ces courants dans le matériau a pour conséquence un transfert d'énergie qui chauffe le matériau. Cet échauffement doit être compensé par les pertes thermiques par conduction dans le matériau pour que l'équilibre soit conservé.

L'équilibre entre la dissipation thermique et l'énergie prise au champ est décrit par l'équation différentielle suivante:

$$\sigma E^2 = \rho C_v \left[\frac{dT}{dt} - \text{div}(K \text{grad}T) \right] \quad (\text{I.1})$$

Avec :

C_v : Capacité thermique massique à volume constant;

ρ : Masse volumique;

T : Température ;

σ : Conductivité électrique;

E : Champ électrique;

K : Conductivité thermique;

t : Temps.

Le champ électrique de claquage qui permet d'amener la température (T) d'un matériau jusqu'à sa valeur critique se calcule en résolvant l'équation (précédente) fondamentale traduisant le bilan énergétique.

La figure I.2 représente les solutions de cette équation pour différentes valeurs du champ appliqué E.

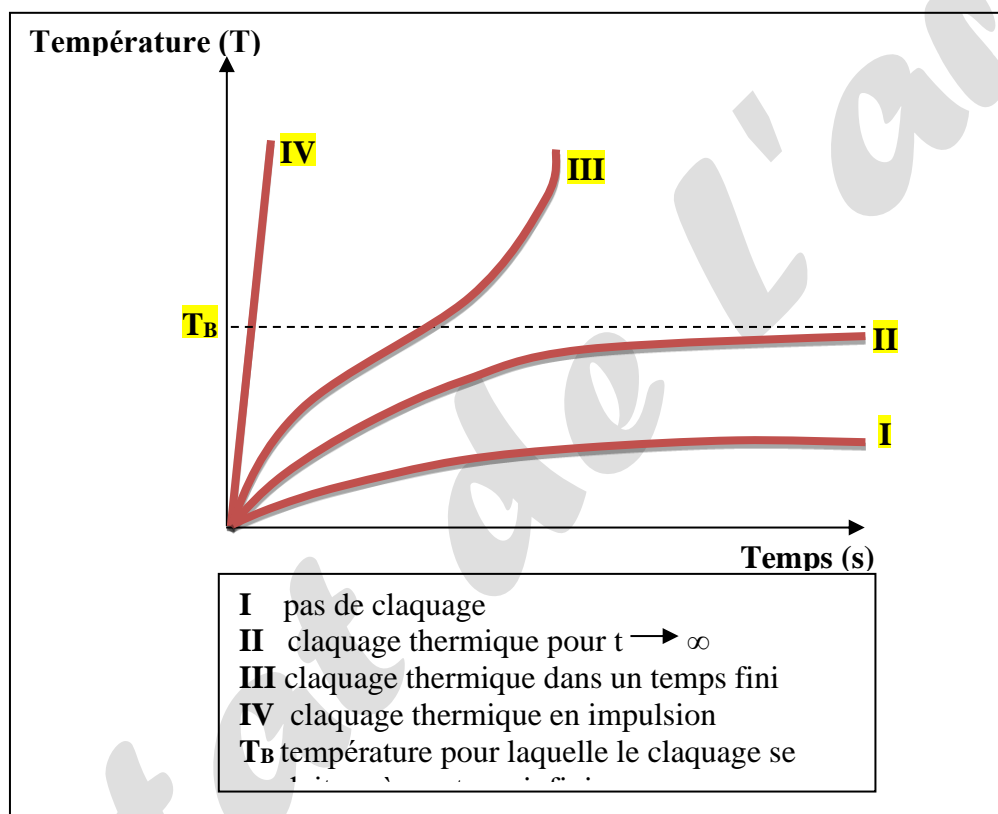


Figure I.2. Représentation schématique des conditions de stabilité et d'instabilité pour le claquage thermique.

I.3.2.3. Claquage électromécanique

Le claquage électromécanique des solides dépend de leurs caractéristiques mécaniques [10], et des contraintes électriques appliquées. En effet, lors de l'application d'un champ très élevé, le matériau subit une très grande pression électrostatique qui peut atteindre facilement une centaine de kg/cm^2 .

Ceci peut engendrer une déformation mécanique considérable du matériau, particulièrement pour les matériaux amorphes,....et conduire au claquage de l'isolant..

I.3.2.4. Claquage par avalanche

La théorie de la rupture par avalanche envisage le claquage comme la conséquence d'une augmentation régulière du nombre de porteurs créés par ionisation. L'origine de ces porteurs (injection des électrodes, génération dans le volume) est envisagée mais le champ électrique est considéré uniforme. Coelho et Aladenize donnent une explication du processus [11-12]: lors de la collision ionisante avec un atome du matériau, l'électron incident peut céder, à l'atome assez d'énergie pour l'ioniser sans être piégé. L'atome se charge positivement en libérant un nouvel électron, de sorte qu'on a alors 2 électrons libres qui peuvent acquérir dans le champ assez d'énergie pour provoquer chacun une nouvelle collision ionisante donc 2 électrons et ainsi de suite. Chaque électron libre accéléré produirait une avalanche exponentielle d'ions positifs fixes et un nuage d'électrons libres balayé par le champ.

I.3.2. Autres mécanismes de claquage

I.3.2.1. Mécanisme des streamers

Dans certaines conditions, la rupture pourrait avoir lieu après le passage d'une avalanche. L'avalanche peut progresser lorsque l'énergie gagnée par les électrons est supérieure à l'énergie d'ionisation durable au cristallin (phénomène d'ionisation par choc similaire à celui observé dans le cas des gaz). [10]

I.3.2.2. Rupture par arborescence

L'arborescence est un phénomène de pré-claquage électrique, qui se présente sous forme d'arbre (figures I.3 et I.4), et dont le développement est favorisé par la présence de défauts, ou d'impuretés au sein du matériau. [10]

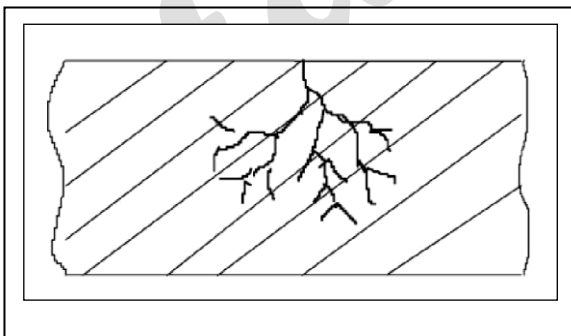


Figure I.3. La forme d'une arborescence électrique.

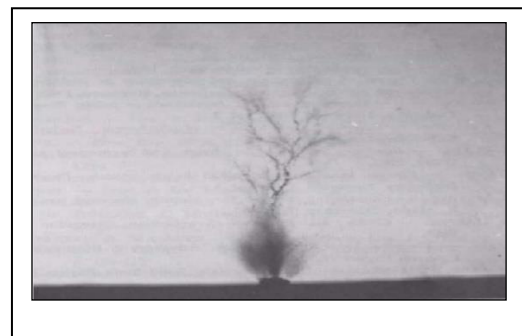


Figure I.4. Arborescence électrique observée dans un câble HT.

L'arborescence peut être révélatrice d'un stade relativement avancé de la dégradation du matériau, et reste considérée comme un phénomène précurseur de la rupture. Les arborescences sont classées en deux principales catégories:

- ✚ Les arborescences électriques,
- ✚ Les arborescences d'eau.

D'autres types particuliers d'arborescences peuvent être aussi observés telles que les arborescences appelées "chimiques".

Ces décharges sont surtout provoquées par les décharges apparaissant aux bords des électrodes, où le matériau isolant solide est en contact avec un autre matériau de permittivité généralement inférieure à la sienne (liquide ou gaz).

I.3.2.3. Rupture par Érosion

Les décharges partielles peuvent être internes ou externes. Dans le premier cas, elles se produisent à l'intérieur du matériau, et dans le second, à la surface de séparation du matériau solide avec d'autres milieux. [10] Dans ce dernier cas, nous sommes en présence de décharges superficielles.

Le terme de décharges partielles externes est très rarement utilisé pour désigner des décharges incomplètes dans les gaz ("effet de couronne", aigrettes, streamers...).

Lorsque les décharges partielles apparaissent dans les vacuoles de gaz présentes accidentellement dans le volume de l'isolant solide, la température du gaz augmente. Cette augmentation de température est suivie d'une augmentation de la pression du gaz risquant d'engendrer l'érosion du matériau, qui conduirait de proche en proche, à la rupture totale du diélectrique.

I.3.2.4. Rupture après vieillissement

Soumis à différentes contraintes durant l'exploitation, les isolants vieillissent. Le vieillissement est caractérisé par une altération partielle des propriétés diélectriques de ces isolants. [10]

Les principaux types de vieillissement sont :

- ✚ Le vieillissement thermique: provoqué par l'action de longue durée de hautes températures, sur le diélectrique,
- ✚ Le vieillissement électrique (ionisation-décharges partielles): résultant des décharges dans les espaces, surtout gazeux, en fermés dans les diélectriques.

Les vieillissements sont caractérisés surtout par une dégradation des propriétés électriques et mécaniques (par exemple: augmentation des pertes diélectriques, diminution de la résistivité).

Très souvent différents mécanismes apparaissent en même temps et influent mutuellement

l'un sur l'autre.

I.4. Influence de divers paramètre sur la rigidité diélectrique

La tension de claquage dépend:

I.4.1. Tension appliquée

La tension appliquée influe en premier lieu suivant sa fréquence et sa forme d'onde. À titre purement indicatif, on retiendra que la rigidité diélectrique en tension continue est souvent proche de celle en tension alternative (valeur efficace) multipliée par 2. Toujours à titre indicatif, on constate que le rapport entre la rigidité diélectrique en onde de choc de foudre (1,2 / 50 μ s) et celle mesurée en tension continue est de l'ordre de 2 [10]. Mais ces valeurs sont à prendre avec prudence et doivent être vérifiées sur le matériau considéré. On constate expérimentalement que l'augmentation de la vitesse d'application de la tension augmente la tension de claquage. Dans un système d'électrodes pointe – plan, en polarité positive : $d = 31$ mm -Rayon de la pointe = 0,17 mm [14], nous présentons dans la figure suivante d'apparition des streamers en fonction de la tension appliquée.

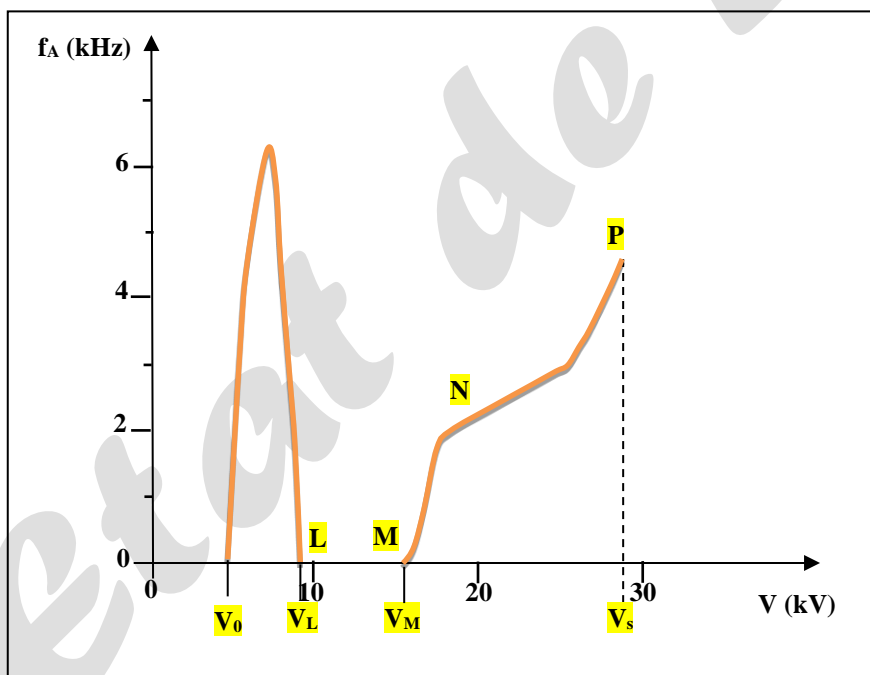


Figure I.5. Fréquence d'apparition des streamers dans l'air en fonction de la tension appliquée V .

I.4.2. Épaisseur et homogénéité de l'éprouvette

L'augmentation de la densité de défauts dans le volume soumis au champ réduit considérablement la valeur de la rigidité diélectrique.

C'est pour cette raison que l'augmentation de l'épaisseur de l'éprouvette réduit la valeur de la rigidité diélectrique. On constate que la tension de claquage est généralement proportionnelle à l'épaisseur à la puissance n (avec n souvent voisine de 0,7).

Il est donc indispensable de donner, avec toute valeur de rigidité diélectrique, l'épaisseur des éprouvettes d'essai. [10]

I.4.3. Température

La grande diversité des matériaux utilisés comme isolants solides ne permet pas de dégager une loi générale sur leurs comportements en température.

Pour les polymères, les rigidités diélectriques en courant continu sont de l'ordre de 1 à 9 MV/cm à 20°C [10].

C'est aux basses températures que l'on trouve les valeurs maximales, de l'ordre de 10 MV/cm pour les composées polaires. Aux températures élevées, elles décroissent rapidement.

Dans la très large majorité des cas, lorsqu'on l'augmente la température, la rigidité diélectrique est diminuée. [10]

I.4.4. Caractéristiques électriques et thermiques du milieu ambiant

Ces caractéristiques interviennent par le biais des décharges superficielles qui peuvent se produire dans ce milieu, et en particulier dans l'air, et réduisent la tension de claquage. La permittivité et la résistivité du milieu ambiant ont également une très grande influence en modifiant la répartition du champ électrique. Une augmentation de la permittivité et /ou une diminution de la résistivité du milieu ambiant augmentent généralement la tension de claquage de l'éprouvette. Dans la pratique, on effectue souvent les déterminations de rigidité diélectrique des isolants solides dans de l'huile minérale pour transformateur. [10]

I.5. Processus de décharges électriques dans l'intervalle d'air

L'air est l'isolant le plus utilisé en Technique de la Haute Tension (lignes et postes). En l'absence de champ électrique, les molécules de gaz sont soumises à l'agitation thermique, et subissent une multitude de chocs.

Ces chocs peuvent être élastiques, sans transfert d'énergie de la particule bombardant vers la particule bombardée, ou parfois non élastiques, avec transfert total ou partiel d'énergie.

Ces chocs ont pour cause des agents extérieurs tels que la radioactivité terrestre et atmosphérique, ainsi que les différents rayonnements cosmiques.

En présence d'un champ électrique, les molécules de gaz se mettent en mouvement dans la direction du champ.

Leur vitesse variera en fonction de la distribution et de l'intensité du champ, ainsi que d'autres paramètres tels que la pression, la température et l'humidité du gaz.

Les mécanismes de décharge disruptive dans l'air sont principalement:

- ✚ Le mécanisme de Townsend,
- ✚ Le mécanisme des canaux (streamers). [14]

I.6. Type des intervalle d'air

Les caractéristiques électriques des décharges dépendent fortement de la géométrie des électrodes. On classe celle-ci en trois familles qui induisent des comportements électriques et des applications différentes.

I.6.1. Intervalle d'air pointe-pointe

L'utilisation de pointes métalliques pour l'étude des décharges est assez courante. Cela est dû à l'effet de pointe, qui permet d'obtenir localement un champ intense (au niveau des pointes et des angles métalliques). Ce champ intense favorise le claquage électrique des gaz, C'est pour cela que l'on utilise des pointes comme paratonnerre et que la machine de Watson était équipée d'une pointe...

L'utilisation de pointes a l'avantage de stabiliser le lieu de la décharge puisqu'on est sûr du point de départ et du point d'arrivée de celle-ci (mais rien n'impose que le trajet entre ces deux point soit une ligne droite). Ce sont souvent des décharges entre deux électrodes métalliques ,on n'utilise que rarement cette configuration avec des décharges à barrière diélectrique. [15]

I.6.2. Intervalle d'air plan-plan

Les décharges plan-plan sont rarement des décharges entre électrodes métalliques. En effet, dans le cas d'une utilisation d'électrodes métalliques planes, on ne connaît ni le point de départ de la décharge, ni le point d'arrivée et, sans traitement particulier sur ces électrodes, on n'obtient pas un arc homogène, réparti sur toute la surface des électrodes : on observe un arc unique se déplaçant dans l'espace inter électrodes, ou parfois, plusieurs arcs apparaissant et disparaissant dans ce même espace.

Dans la plupart des cas, on utilise des électrodes qui sont recouvertes d'une couche de diélectrique côté décharge. Avec ce type de dispositif, il est beaucoup plus facile d'obtenir une décharge homogène sur tout le plan.

Ce type de décharge met en jeu des tensions importantes (dizaine(s) de kV) et des courants relativement faibles (quelques centaines de mA pour des sections de l'ordre de 10 cm²). On utilise ces décharges à barrière diélectrique, entre autre, pour la production d'ozone. [16]

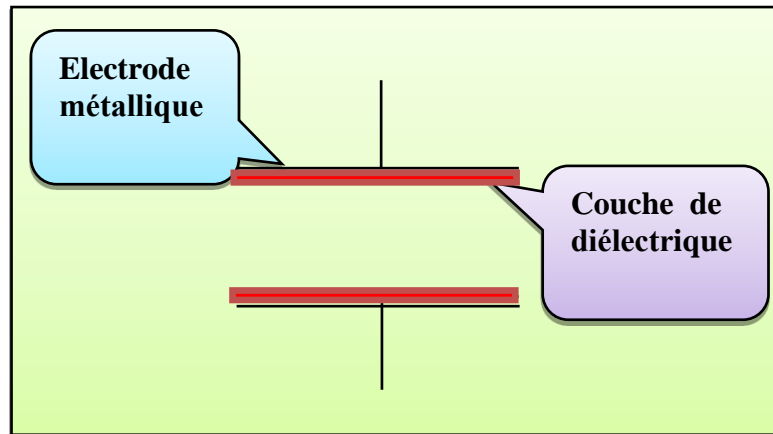


Figure I.6. Electrode de décharge à barrière diélectrique (DBD) [4]

I.6.3. Intervalle d'air pointe-barrière-plan

Ce sont des arcs dont le chemin peut être instable ; c'est à dire que l'on connaît de manière certaine le point de départ de l'arc mais qu'on ne peut pas prédire quel sera le point d'arrivée sur le plan ni même le chemin parcouru.

On peut distinguer trois types de décharge pointe-plan : décharge directe, décharge par étape, et décharge glissantes, qui ont des utilisations industrielles différentes. Les arcs transférés ou non transférés sont utilisés tous les deux en sidérurgie pour obtenir des gaz à de très hautes températures, à l'aide de courants importants (plusieurs centaines d'Ampères).

Remarque :

Un arc transféré est un arc pointe-plan utilisé couramment pour la soudure. La pointe est l'électrode utilisée par le soudeur et le plan est la plaque de métal à souder.

Il arrive qu'on utilise un gaz sous pression pour protéger la zone de soudage (protection contre les oxydations) mais cela ne change pas fondamentalement. Le trajet de l'arc qui va naturellement d'une électrode à l'autre. [13]

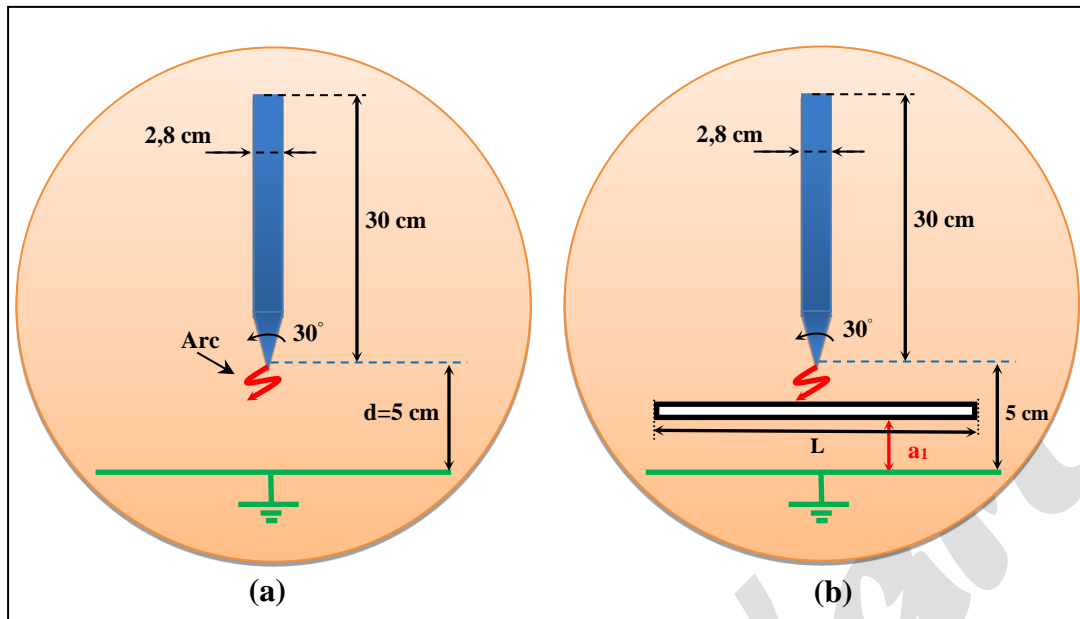


Figure I.7. Arrangement (a) pointe-plan, (b) pointe-barrière-plan

I.7. Différents régimes de décharge en pointe-Plan

On va rappeler ici la succession des régimes de pré-décharge qui apparaissent entre une pointe et un plan, dans l'air à la pression atmosphérique pour des petites distances inter-électrodes.

I.7.1. En pointe positive

Lorsqu'on fait croître la tension, on observe successivement les zones suivantes :

Une zone de faible courant continu (quelques pA) qui correspond à la collection des charges se trouvant dans l'intervalle. Une première zone d'impulsions de courant superposées au courant continu plus intense que précédemment. Ces impulsions ont une fréquence instable et comportent à la fois des impulsions d'auto stabilisation ("burst pulses") et des dards dits "du premier ordre" ("preonset streamers") qui sont dus au développement d'avalanches électroniques à partir de la pointe, et de proche en proche par photo ionisation, Une zone à courant continu seul, dite zone d'Hermstein, Fieux et Bouteau, [14] ont montré que le courant d'apparence continue de cette zone comporte en réalité des impulsions de relaxation de fréquence élevée (plusieurs Mhz) et de faible amplitude (une dizaine de μA). Une deuxième zone de dards dits "du second domaine" ("primary streamers") à fréquence stable (quelques khz). Le domaine de la décharge couronne proprement dite s'arrête à cette zone, Si on fait croître encore la tension, les dards atteignent le plan et donnent naissance à une tache cathodique et à un canal ("secondary streamers") partant de la pointe et assurant l'écoulement des charges Ce canal s'allonge dans l'intervalle sans atteindre le plan, on passe ensuite à "l'arc avorté" qui est un canal très activé et très développé, Enfin, "l'arc silencieux" qui est un régime à courant continu. Entre les régimes d'arc avorté et d'arc silencieux, s'insèrent le

régime d'arc transitoire, qui correspond à une impulsion de très grande amplitude (pouvant dépasser 10 A), de brève durée (30 ns à mi-hauteur) et retardée de quelques centaines de nanosecondes sur l'impulsion d'arc avorté. Il faut remarquer que tous ces régimes comportent une composante de courant continu.

I.7.2. En pointe négative

Dans ce cas, quand on augmente la tension, on observe les zones suivantes:

- ✚ Une zone de faible courant continu (quelques pA) qui correspond à la collection des charges se trouvant dans l'intervalle, comme en pointe positive,
- ✚ Une zone de pré impulsions instables,
- ✚ Une superposition d'un courant continu croissant et d'impulsions à haute fréquence (plusieurs centaines de kHz) et faible amplitude ($< 300 \mu\text{A}$) dites "Impulsions de Trichel",
- ✚ Un régime à courant continu,
- ✚ Le passage à l'arc (silencieux ou transitoire selon la capacité inter-électrodes).

I.7.3. En tension alternatif

En appliquant une tension alternative, le comportement du système dépendra de la distance inter électrodes et de la fréquence de la tension d'alimentation, et les mécanismes conduisant au claquage sont plus complexes qu'en continue.

Le comportement élémentaire du système consistera donc en une alternance de décharges positives puis négatives indépendantes.

En général, aux pressions intermédiaires, la tension disruptive la plus basse est celle correspondant au développement de la décharge générée pendant l'alternance positive.

En augmentant la fréquence du signal électrique, les ions n'ont pas le temps d'être évacuées avant le changement de polarité de la tension appliquée et une charge d'espace résiduelle persistera dans l'espace inter électrodes, ceux-ci réduisent le champ électrique et l'intensité des décharges pendant l'alternance suivante.

Donc, pour une même tension, les décharges sont moins intenses en tension alternative qu'en tension continu.[17,18]

I.8. Influence de la barrière isolante sur la tension de décharge

Les travaux de recherche réalisés concernent l'influence des barrières isolantes sur la rigidité diélectrique en géométrie pointe-plan sous tension alternative, donc la barrière joue un rôle d'obstacle géométrique et électrostatique à la décharge disruptive.

I.8.1. Influence de la position de la barrière dans l'intervalle d'air

La tension de décharge passe par un maximum pour une position de la barrière à 20% de l'intervalle à partir de la pointe pour des largeurs définies. Cette augmentation est due à l'allongement du canal de la décharge, [19]. L'amélioration de la rigidité diélectrique des intervalles d'air pointe-plan est due au fait que la barrière forme un obstacle géométrique à la décharge directe.

A partir des observations photographiques et de l'analyse des résultats expérimentaux, [20] établit que la tension disruptive correspond à la longueur du canal de la décharge, elle est approximativement égale à la tension disruptive de l'arrangement pointe-plan sans barrière ayant une distance entre électrodes égale à la longueur de la décharge dans l'intervalle avec barrière.

I.8.2. Influence de l'épaisseur et de la permittivité

Ces deux paramètres ont une influence sur la distribution des porteurs positifs et sur la chute de tension sur la surface de la barrière. Quand ces deux paramètres auront des valeurs importantes, le champ entre la barrière et le plan devient de plus en plus uniforme, mais l'influence de ces paramètres est beaucoup moins importante par comparaison à l'effet de la largeur et de la position de la barrière. [21]

I.8.3. Influence de la largeur de la barrière

Quand la largeur de la barrière n'est pas suffisamment grande par rapport à la distance inter-électrode, la rigidité diélectrique de l'arrangement (pointe-barrière-plan) dépend de la largeur du canal de décharge. Géométriquement, cette longueur est approximativement égale à la distance pointe-bord de la barrière-plan.

L'augmentation maximale de la tension disruptive, dans ce cas, est obtenue quand la barrière est pratiquement en contact avec l'électrode pointue. [21].

Les types des décharges dépendent essentiellement de la distance entre électrodes et de la largeur de la barrière.

I.8.4. Influence de la polarité de l'électrode pointe

Comme il a été déjà mentionné, l'influence de la barrière était particulièrement remarquée pour une polarité positive ou dans le cas de la pointe sous tension alternative.

Avec la polarité négative, la décharge est en étapes pour toutes les positions de la barrière, et aucune augmentation de la tension disruptive n'est obtenue. Les décharges apparaissent dans ce cas des deux cotés de la barrière isolante.

L'étincelle a lieu quand les deux décharges de part et d'autre de l'écran se rencontrent, mais l'effet de la barrière est négligeable, [23]. En définitif, l'amélioration n'a été obtenue que pour une polarité positive de la pointe, ou à 50 Hz.

I.8.5. Influence du matériau de la barrière

Dans un travail, [23] a effectué des mesures des courants de décharges pour des intervalles d'air avec différents matériaux de la barrière.

L'analyse des oscillogrammes a montré que chaque impulsion de courant a une structure complexe avec un caractère irrégulier. Ceci reflète le processus de décharge, c.à.d que la décharge se fait sous forme de séries de micro impulsions consécutives. Il a obtenu le tableau I.1 pour une distance pointe-plan $d=1,5$ mm et $U_{eff} = 4.5$ kV.

Tableau I.1. Paramètres de la décharge dans l'air pour différents matériaux

Materiau	Courant max et charge moyenne
Verre	$I_{max}=100-200$ mA $Q_{moy}= 5$ nC
Ceramique	$I_{max}=120-160$ mA $Q_{moy}= 1,5-2$ nC

Les deux matériaux utilisés ont la même épaisseur et la même permittivité, mais ils produisent des effets différents sur la rigidité de l'intervalle, notant la quantité de charge accumulée sur la barrière (Q_{moy}). [24]

I.8.6. Influence de l'accumulation de la charge d'espace

L'accumulation de la charge sur un isolant modifie la distribution du champ et les niveaux de tension de décharge.

La modification du champ sur la surface peut mener aux décharges glissantes. Il est incontestablement important de comprendre l'influence de cette accumulation sur la distribution du champ dans les systèmes stratifiés (gaz-solide), comme étant un paramètre fondamental pour établir une isolation meilleure.

Les techniques optiques sont capables de visualiser et quantifier la charge déposée sur le diélectrique a utilisé la méthode de simulation de charge pour le calcul de champ et de la tension disruptive, les résultats sont comparés à une base de données expérimentales obtenue, par Nakanishi et al, [25].

I.8.7. Influence de la pollution

Les couches semi-conductrices sur la barrière correspondent aux cas pratiques de l'emploi de la barrière dans l'air pollué. La pollution s'accumule sur la surface de la barrière et dès que la conductivité superficielle des couches semi-conductrices dépasse $1,6 \mu\text{S}$, on aura pratiquement les mêmes résultats que la barrière métallique. [19]

Avec une barrière à surface semi-conductrice, il a été constaté par [19] que la tension disruptive des intervalles d'air pointe-plan varie entre les valeurs obtenues avec la barrière isolante à surfaces propres et celles obtenues avec une barrière métallique de même forme.

Les cas extrêmes ont été observés dans le cas de barrières isolantes recouvertes de couches conductrices de diamètre variable. [26]

I.9. Formes de décharge

La forme de décharge dépend essentiellement du rapport (L/a_1) où L est la largeur de la barrière, et a_1 est la distance pointe-barrière.

Si $L/a_1 < 4$ La charge se fait de manière directe. Par contre pour $L > 4$ la décharge s'effectue par étape.

I.9.1. Décharge directe

La décharge directe est une décharge qui suit le chemin le plus court entre la pointe et le plan (figure I.8).



Figure I.8. Décharge directe sans barrière.
Laboratoire de haute tension (HT) de l'université
de Biskra.

Mais avec l'absence d'une barrière en passant par le bord de la barrière, et l'amorçage se fait en une seule étape, de la pointe vers le plan dans les deux cas suivants: [27]

I.9.1.1. Décharge perce la barrière

La barrière est perforée lorsqu'elle est très large et assez mince proche de la pointe. Dans ce cas la décharge se prolonge comme dans le système sans barrière.

I.9.1.2. Décharge contourne la barrière

Pour un système pointe-plan avec barrière, la décharge parte de la pointe suivant le trajet « pointe-bord de la barrière-plan » quand l'écran n'est pas suffisamment large. La décharge se voit dévié vers le bord de l'écran à cause de l'existence de force électrique répulsives.

L'existence d'une décharge directe pour des barrière relativement larges est liée a la présence de forces électrostatiques à la surface de séparation des deux diélectriques (air-barrière). [27]

I.9.2. Décharges glissantes aux interfaces air/solide

Lorsque l'épaisseur du solide est assez grande pour empêcher une perforation en volume ou lorsque ce dernier est utilisé comme barrière dans un intervalle d'air, des décharges peuvent se propager sur la surface du diélectrique solide et le contourner (figure I.9).

En se propageant, ces décharges peuvent creuser la surface du solide et laisser des traces telles des canaux ramifiés de faible diamètre appelées dans la forme globale " figures de Lichtenberg. " Ces figures prennent toujours naissance du côté de l'électrode acérée, (figure I.10). [23]



Figure I.9. Décharge glissante. Laboratoire de HT de l'université de Biskra.



Figure I.10. Décharges glissantes sur une barrière isolante.

I.9.3. Décharge par étape

L'amorçage des systèmes pointe-barrière-plan avec une barrière très large s'effectue en trois étapes :

- ✚ L'effet couronne suivi de la décharge pointe-barrière qui constitue la première étape de décharge.
- ✚ La deuxième étape est le contournement de la barrière par les décharges glissantes pour des tensions élevées.
- ✚ Finalement, la décharge s'effectue du bord de la barrière vers le plan. C'est la troisième étape.[27]

La figure I.11 présente des photographies de décharges par étape dans deux cas :

- (a) : Sous tension alternative (Laboratoire HT de l'université de Biskra),
- (b) : Décharge par étapes dans le cas de la pointe sous tension de choc.

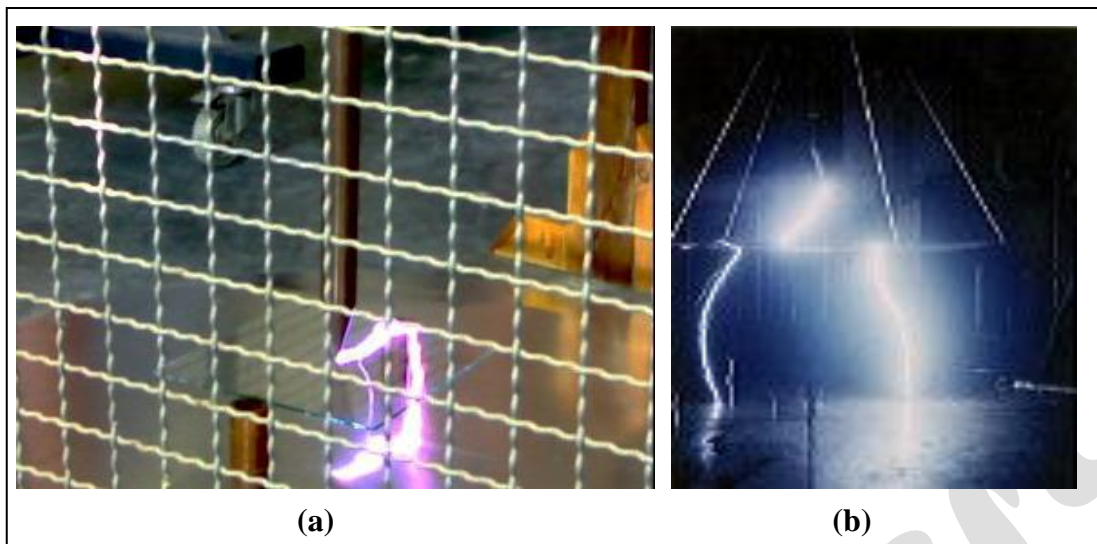


Figure I.11.Décharge par étape.

(a) : Sous tension alternative (Laboratoire HT de l'université de Biskra),

(b) : Décharge par étapes dans le cas de la pointe sous tension de choc.

I.10. Conclusion

Dans ce chapitre introductif, l'insertion d'une barrière isolante engendre une variation de la tension disruptive des intervalles d'air pointe-plan.

A partir de ce dernier, nous pouvons conclure que l'introduction d'une barrière isolante dans un intervalle pointe plan augmente la rigidité diélectrique du système, en modifiant la distribution du champ électrique dans l'intervalle d'air, cette variation est influencée par des paramètres concernant la barrière (son matériaux, le dépôt de pollution sur sa surface, sa forme, ses dimensions,...).

L'implémentation de la technique d'intelligence artificielle pour la prédiction de la tension de décharge reste un objectif essentiel de notre travail. Le chapitre suivant donne une brève présentation théorique sur la technique de l'intelligence artificielle appliquées à la fin de ce travail.

Chapitre II
Réseaux de neurones artificiels
"RNA"

Réseaux de neurones artificiels "RNA"

II.1. Introduction

Lors de l'émergence d'une nouvelle technique, l'ingénieur se demande naturellement en quoi elle peut lui être utile. S'elle est dotée d'un nom plus métaphorique que scientifique, ce qui est évidemment le cas pour les réseaux de neurones artificiel (RNA), dont le nom est lié fortement à la biologie.

Les RNA sont maintenant couramment utilisés dans les domaines techniques tels que, fabrication, contrôle de la qualité, détection des fraudes, prédiction et estimation afin de réduire le temps de calcul.

Par conséquent, les RNA constituent une technique d'approximation des systèmes complexes, qui sont difficiles à modéliser par les méthodes statistiques classiques. C'est un algorithme d'apprentissage adapté au Perceptron Multi Couches.

Dans les sections suivantes traite des concepts fondamentaux des réseaux de neurones et de leurs applications, en commençant par une simple introduction au modèle biologique d'un neurone, et comment il a inspiré le modèle mathématique du perceptron. À la fin de ce chapitre, il y a une explication des modèles de réseaux et leur apprentissage, leurs avantages et inconvénients.

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 composante neurone biologique, (voir figure II.1). [29]

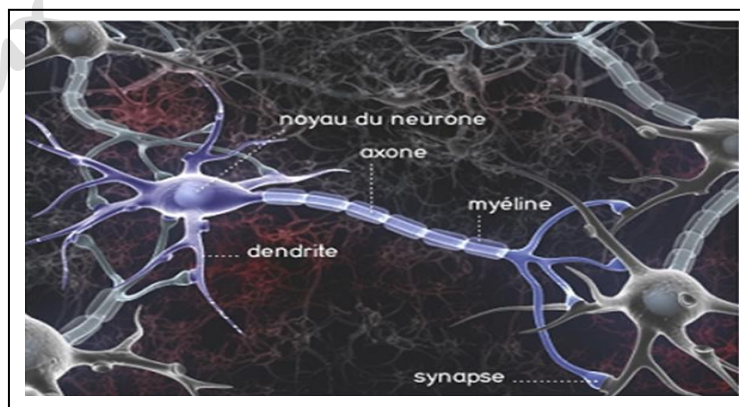


Figure II.1. Représentation schématique d'un neurone biologique.

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 :

$$\sum_{i=1}^n w_i x_i \tag{II.1}$$

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. [30]

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 , (figure II.2).[31]

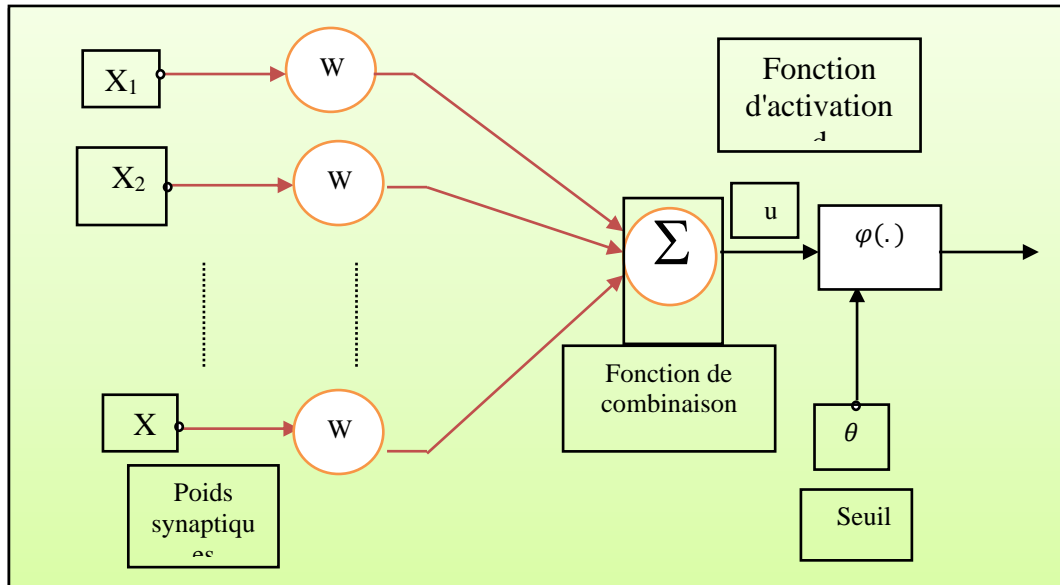


Figure II.2. Représentation d'un neurone.

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 élément 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 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. [32]

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 sonner. La société NESTOR a développé un réseau de neurones qui identifie une cible à coup sur (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. A 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. [33]

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. [34]

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 de la tension de claquage d'une configuration pointe-arrière-plan polluée soumise à une pollution continue 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 la 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. [35]

II.4.2. Modélisation générale

L'architecture du réseau de neurones n'est souvent que partiellement imposée par la tâche à réaliser : les entrées, l'état, et les sorties du réseau peuvent être fixées en fonction de celle-ci par le concepteur, ainsi que le type et la connectivité des neurones (comme nous l'avons présenté dans la figure suivante).

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 la quelle le neurone s'activera, la sortie de neurone dépend d'une fonction de transfert dont les principales sont représentés sur la figure II.3,
- ✚ Fonction de sortie : Cette fonction calcule la sortie du neurone en fonction de son état d'activation. [36]

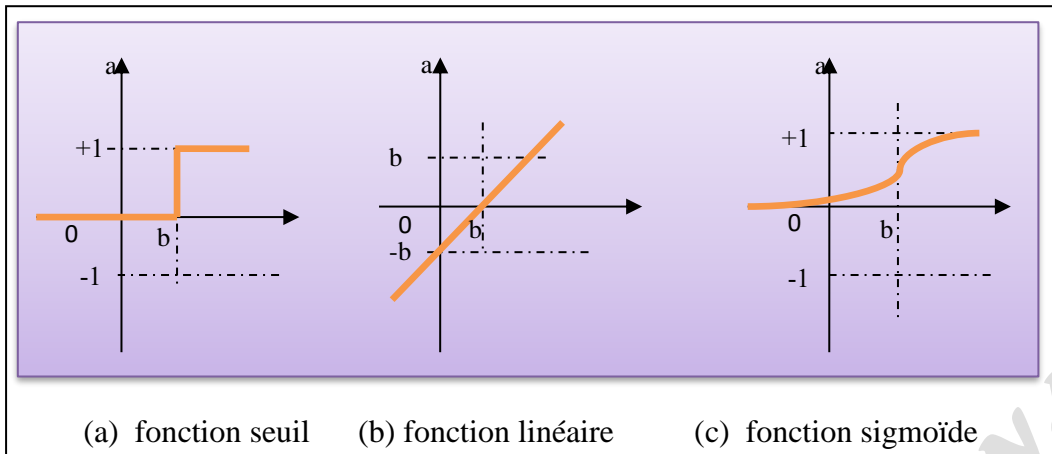


Figure II.3. Différents types de fonctions d'activations pour le neurone.

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.

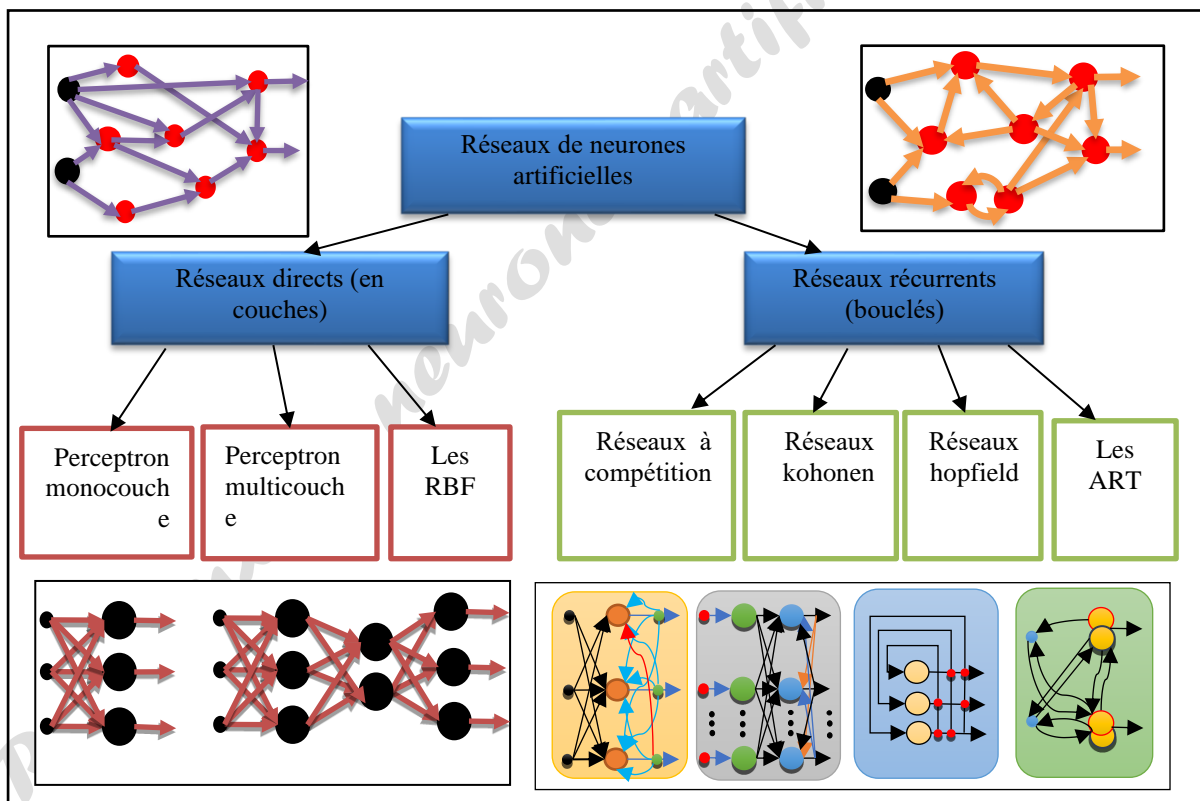


Figure II.4. Topologies des réseaux de neurones artificiels.

La figure précédente (figure II.4), représenté les topologies des réseaux de neurones artificiels.

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. [37]

II.5.1. Réseau de neurones monocouches

Un réseau de neurone 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. [38]

La figure II.5 représente le réseau monocouche.

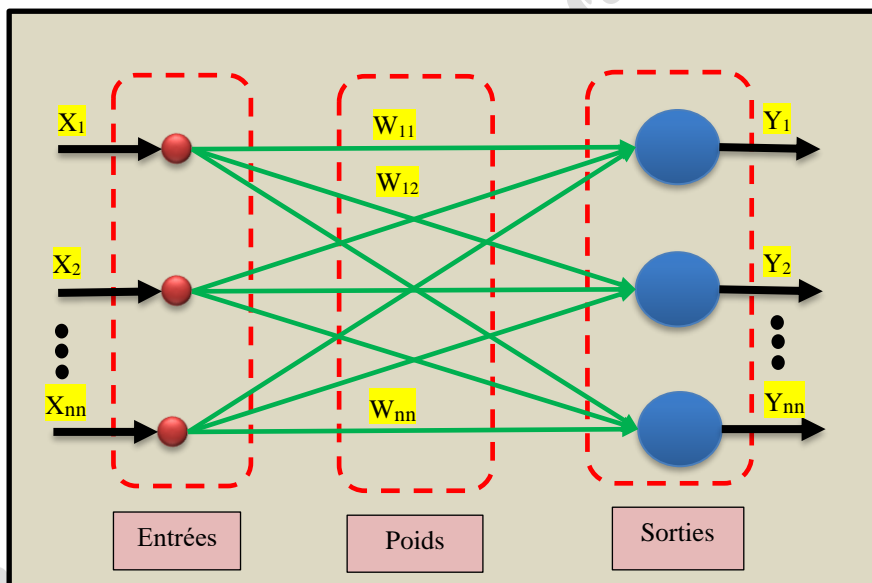


Figure II.5. Le réseau mono couche.

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.5, 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. [29]

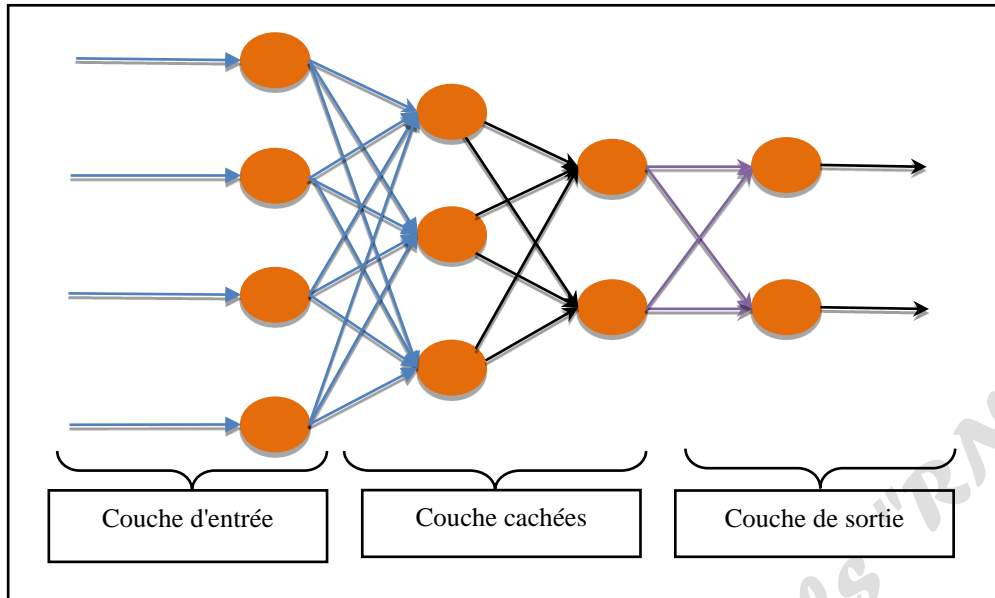


Figure II.6. Réseaux de neurones multicouches.

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.7(a)).
- ✚ Les Connexions récurrentes dont les sorties de neurones d'une couche sont connectées aux entrées d'une couche d'indice inférieur (figure II.7(b)).

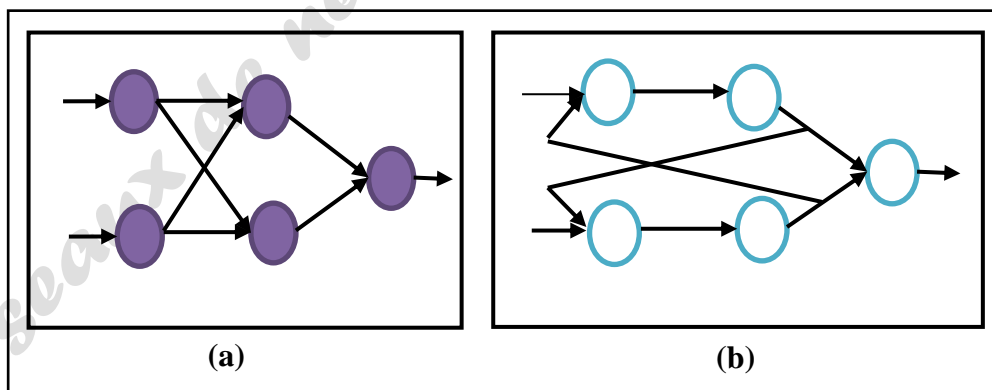


Figure II.7. Types de connexions,

(a) Connexions directes & (b) Connexions récurrentes.

Par ailleurs entre deux couches, les connexions peuvent être partielles ou totales comme le montre les figures II.8(a) et II.8(b). L'utilisation de connexions partielles permet de regrouper certaines zones du réseau pour effectuer une fonction spécifique.

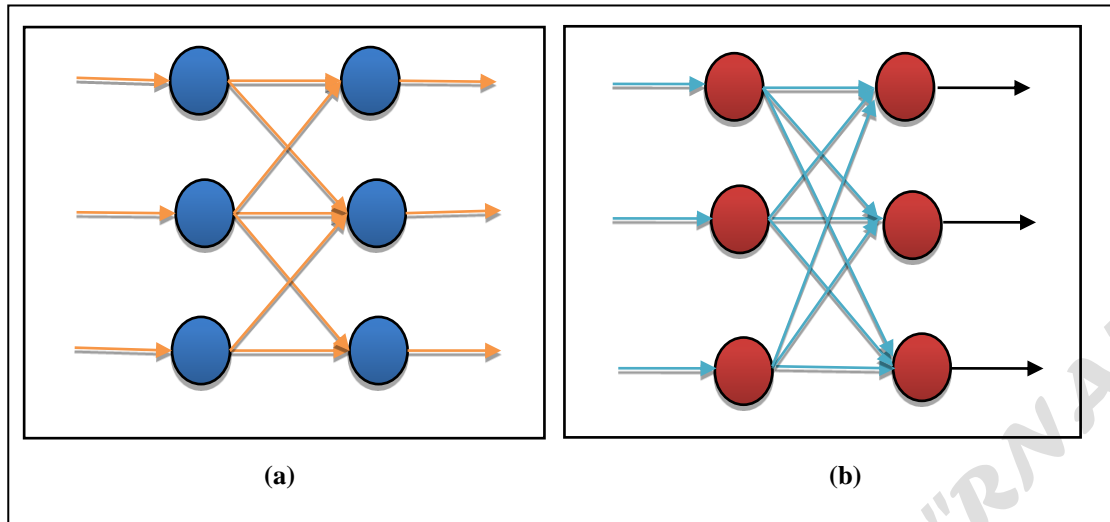


Figure II.8. Connexions entre deux couches, (a) Partielles, (b) Totales.

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. Réseaux propagation vers l'avant "Feed-Forward"

Un réseau de neurone "Feed-forward" appelé aussi réseau non bouclé ou unidirectionnels ou statique est présenté par un ensemble de neurones connectés entre eux.

Cette 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. [30]

II.7.1. 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. [39]

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. 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. [29]

II.7.4. 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. [29]

II.7.5. 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 "under fitting", ce qui signifie que le réseau n'arrive pas à détecter les signaux dans un ensemble de données.

L'utilisation d'un nombre trop important de neurones cachés peut entraîner un problème d'"over fitting" 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 $\frac{2}{3}$ 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.[39]

Dans notre travail, l'interface graphique dispose de trois fonctions d'activation dénommées dans Matlab comme suit:

✚ Tansig : Fonction de transfert tangent sigmoïde hyperbolique qui est une fonction non-linéaire et évolue entre moins un (-1) et plus un (1).

✚ Logsig : Fonction de transfert sigmoïde qui est une fonction non-linéaire et évolue entre 0 et 1.

✚ Purelin : fonction de transfert linéaire. Le résultat en sortie de cette fonction est le même que celui présenté à l'entrée de la fonction.

La fonction purelin est une fonction linéaire qui génère des sorties pouvant prendre n'importe quelle valeur, c'est pour cette raison nous avons l'a choisie comme fonction d'activation des neurones de la couche de sortie de notre RNA afin de calculer toutes les valeurs de la sortie 'V'.

Nous utiliserons la fonction de transfert non linéaire sigmoïde pour les couches cachées puisque sa dérivée existe et elle est simple à mettre en œuvre.

II.8. Propriétés 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.9),

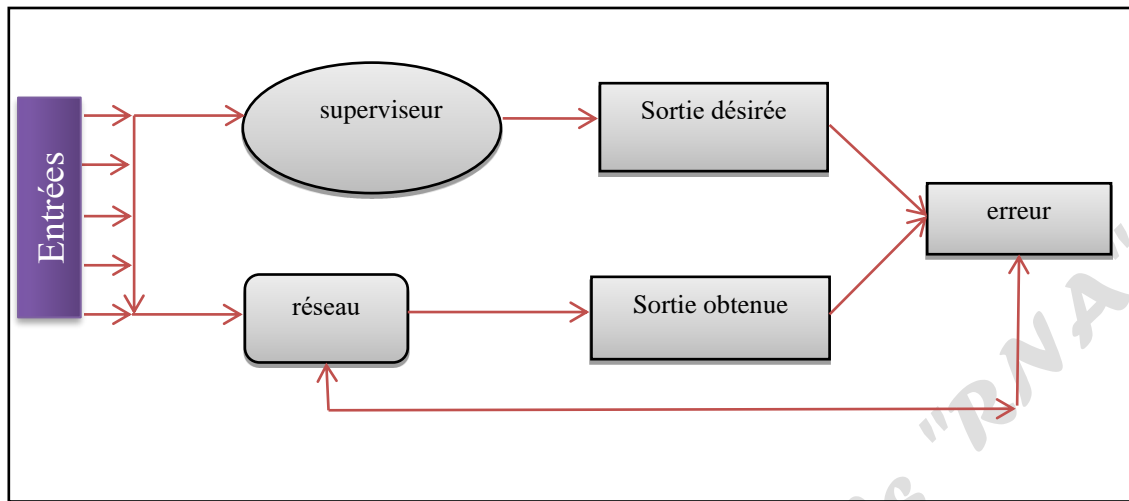


Figure II.9.Apprentissage supervisé.

✚ **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. [29,40]

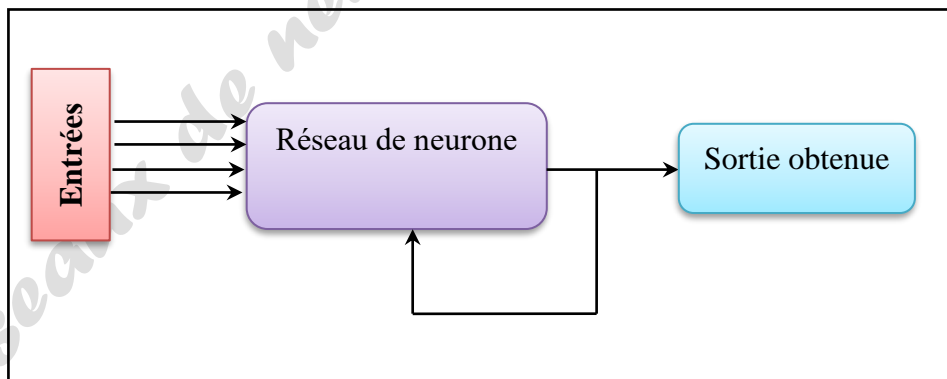


Figure II.10.Apprentissage non supervisé.

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 neurone 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.[41]

II.8.2. Apprentissage du perceptron multicouche

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. [41]

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. [42]

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 : [42]

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

Avec:

$$p_i^l(k) = \sum_{j=1}^N w_{ji}^l U_j^{l-1}(k) \quad (\text{II.3})$$

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 :
 - Calculer les sorties en propageant les entrées vers l'avant,
 - Ajuster les poids en rétro-propageant l'erreur calculée :

$$W_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n) + \eta \delta_j(n) y_i(n)$$

(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. [31]

II.8.3. 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. [43]

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-propagée 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. [43]

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.[29]

II.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons aussi introduit les définitions essentielles relatives aux réseaux de neurones artificiels.

On a pu montrer que les réseaux de neurones reposent à présent sur des bases mathématiques solides qui permettent d'envisager des applications dans presque tout les domaines y compris industriel et à grande échelle, notamment dans le domaine de la prédiction.

Il n'est pas douteux que les réseaux de neurones peuvent alléger considérablement la tâche de toute personne travaillant dans ces domaines en permettant une approche efficace et générique des problèmes non linéaires.

Ensuite, une explication détaillée du modèle de réseau de neurone et leur apprentissage, pour la prédiction de la tension de claquage d'une configuration point- barrière- plan polluée dans le prochain chapitre.

Chapitre III

"Résultats et Validation"

"Résultats et Validation"

III.1. Introduction

La rigidité diélectrique d'un milieu isolant représente la valeur maximum du champ électrique que le milieu peut supporter avant le déclenchement d'un arc électrique (donc d'un court-circuit). On utilise aussi l'expression champ disruptif qui est synonyme mais plus fréquemment utilisée pour qualifier la tenue d'une installation, alors que le terme rigidité diélectrique est plus utilisé pour qualifier un matériau. Pour un condensateur quand cette valeur est dépassée, l'élément est détruit. La valeur maximale de la tension électrique appliquée aux bornes, est appelée tension de claquage du condensateur.

Le claquage de l'air a été le sujet de nombreuses études expérimentales, théoriques et de simulation.

Parmi les outils mathématiques qui peuvent répondre à nos besoin on peut citer la méthode des réseaux de neurones artificiels (RNA) qui constitue un outil d'approximation de systèmes complexes qui sont difficiles à modéliser par les méthodes statistiques classiques.

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.

Dans ce chapitre nous avons appliqué les RNA pour la prédiction de la tension de claquage d'une configuration point-barrière- plan polluée présentés dans le premier chapitre.(figure I.7). en utilisant l'interface graphique nntool dans Matlab, ainsi de voir la distribution du potentiel et du champ électrique pour les deux configurations (avec et sans barrière) est étudiée à l'aide d'une méthode numérique. Nous avons utilisé des simulations 2D électrostatiques à l'aide d'un logiciel Comsol multiphysics.

III.2. Présentation du Arrangement "pointe-barrière-plan"

Pour l'arrangement pointe-barrière-plan nous avons utilisé une pointe en cuivre de 30 cm de longueur, 2,8 cm de diamètre et à bout conique à 30°, et d'une barrière en verre de 3,5 et 6 mm d'épaisseur avec une largeur de $L=10$ cm. Le tout est présenté dans la figure I.7 du premier chapitre. Un plan en aluminium mis à la terre.

a_1 : distance pointe-barrière (cm),

d : distance pointe plan qui est fixée à 5 cm.

On prend comme notation des différentes positions de la barrière de la pointe (a_1) en % qui prend les valeurs suivantes : 0%(0cm) , 20%(1cm) , 40%(2cm) , 60%(3cm) , 80%(4cm) , 100% (5cm).

Pour mieux comprendre le système voir tableau III.1.

Tableau III.1. Différents arrangements avec et sans barrière.

	Positon de la barrière "a ₁ "	Arrangement pointe-plan & pointe-barrière-plan
Sans barrière	/////	
Avec barrière	0cm (0%)	
	1cm (20%)	
	2cm (40%)	
	3cm (60%)	
	4cm (80%)	
	5cm (100%)	

III.3. Prédiction de la tension de claquage 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 (δ), la position (P) et l'épaisseur de la barriere (E), (tableau III.2), les valeurs de la tension de claquage "V" seront considérées comme seule sortie de notre RNA.

La méthodologie suivie pour les déterminer est la suivante :

En se référant à la base de données pratique collectée de la littérature, nous avons fait correspondre à chaque étape atteinte de la décharge, pour chaque triplet (P, δ , E), une valeur de sortie "V".

Tableau III.2. Variables d'entrées et sortie.

Entrées		Sortie	
Symbole	Désignation	Symbole	Désignation
P (cm)	Position de la barrière [0-5]	V(kV) [31,5-80,136]	Tension de claquage (kV)
δ (mS/cm)	Conductivité [1,823-16,32]		
E (mm)	Epaisseur de la barriere [3-6]		

III.5.1. 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.5.2. 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.5.3. 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.5.4. Validation et Tests

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

III.6. Implémentation et simulation

La conception en numérique permet de réaliser un modèle suffisamment flexible. Ce modèle nous permettra de construire un réseau extensible et évolutif qui servira pour la résolution des problèmes complexe, surtout dans le domaine de la haute tension.

Pour la prédiction de la tension de claquage nous avons utilisé le logiciel de calcul Matlab dans sa version 2013b. 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 introduirons 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.1).

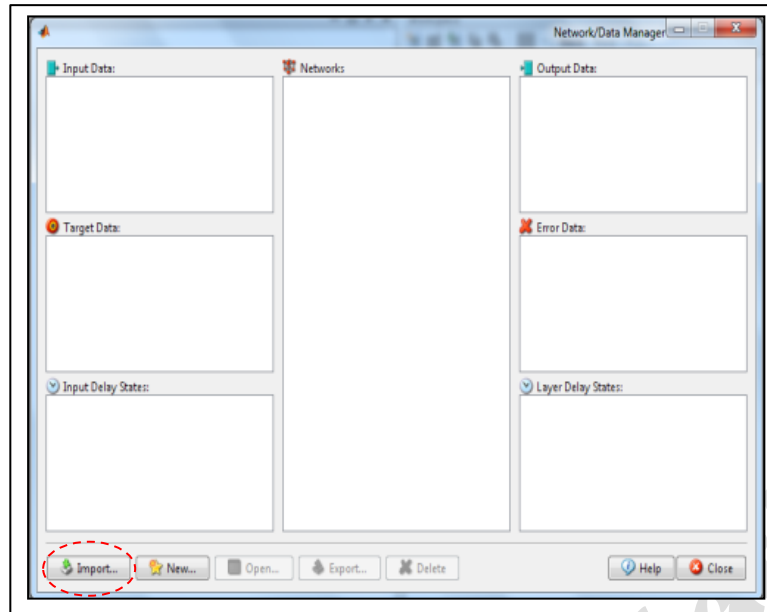


Figure III.1. Interface graphique « nntool ».

III.6.1. Création des données

Avant de créer un réseau, il faut d'abord introduire les entrées qui sont dans notre cas la conductivité, la position et l'épaisseur de la barrière et les propriétés qui doivent être atteinte par le réseau, dans notre cas est la tension de claquage. Pour cela on clique sur import (figure III.1), une interface graphique apparaît (figure III.2), elle nous permet d'introduire les entrées (input) et les valeurs qui doivent être atteinte par le réseau (sortie (target)).

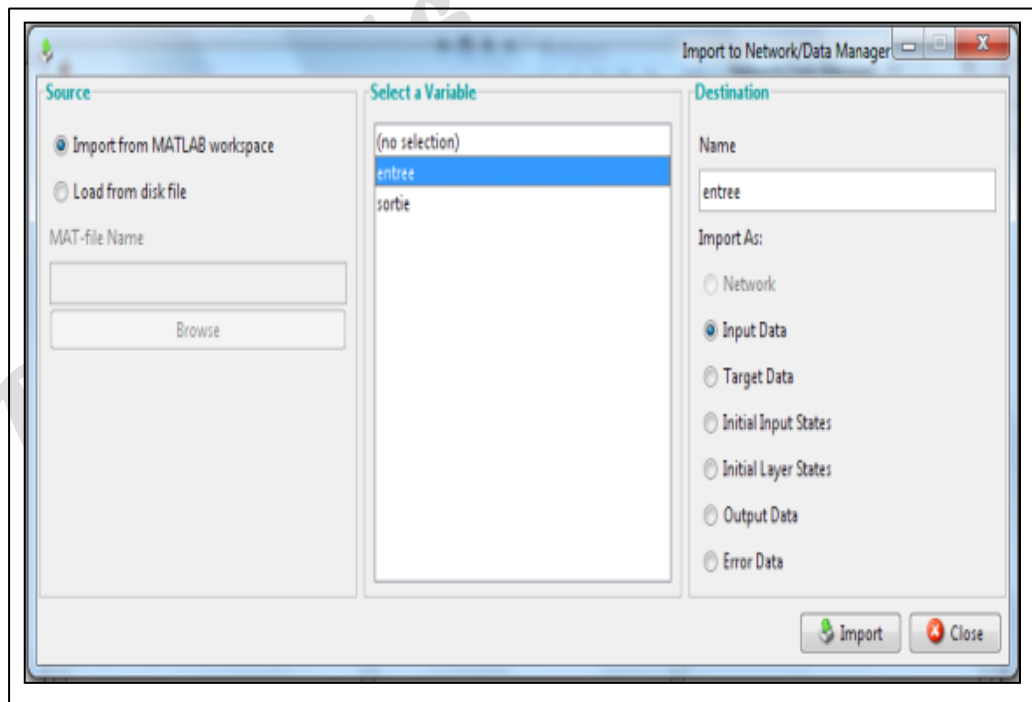


Figure III.2.Création des données.

III.6.2. Création du réseau

Les réseaux de neurones biologiques réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance de formes, le traitement du signal, l'apprentissage par l'exemple, la mémorisation, la généralisation, et la prédiction.

Pour générer un nouveau réseau, on clique sur New, une nouvelle fenêtre apparaît (figure III.3), on choisie le type de réseau préprogrammé.

Le feed-forward Back propagation et tout désigner pour ses propriétés de convergence et ses capacités d'approximation

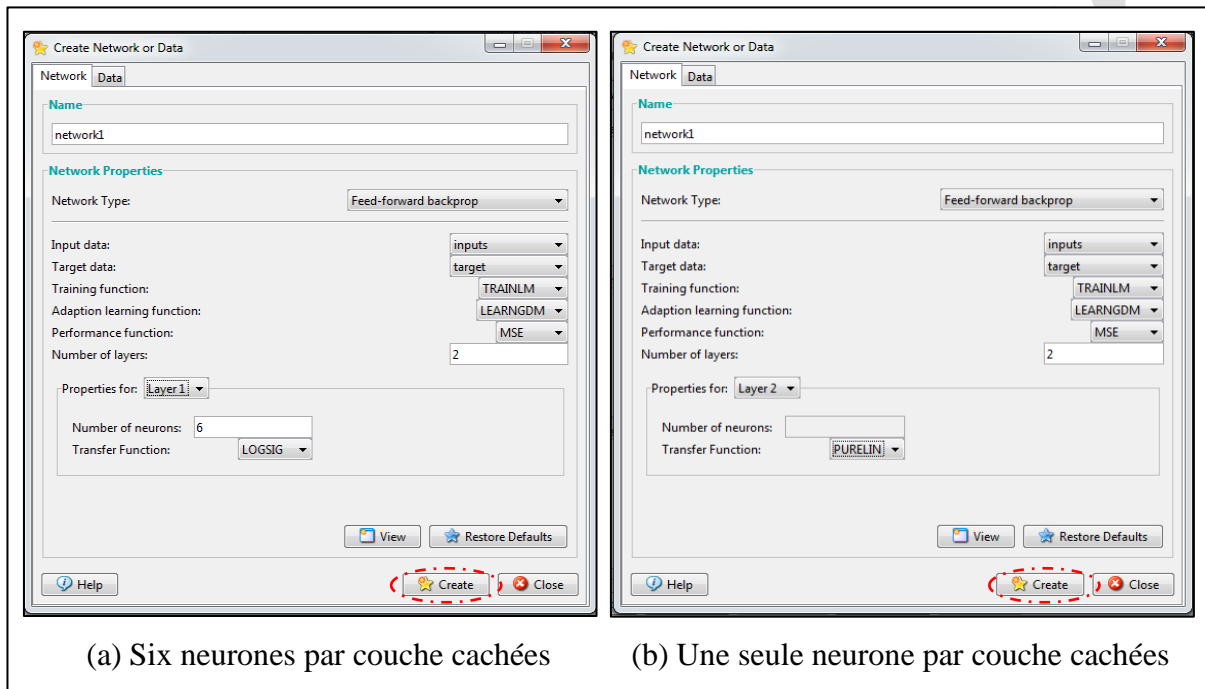


Figure III.3. Paramètres du RNA dans le cas d'utilisation deux couches cachées et 6 neurones par couche avec un seul neurone par couche dans la sortie.

On choisie la fonction d'entraînement «TRAINLM», et comme fonction d'apprentissage «LEARNINGDM», 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.4)

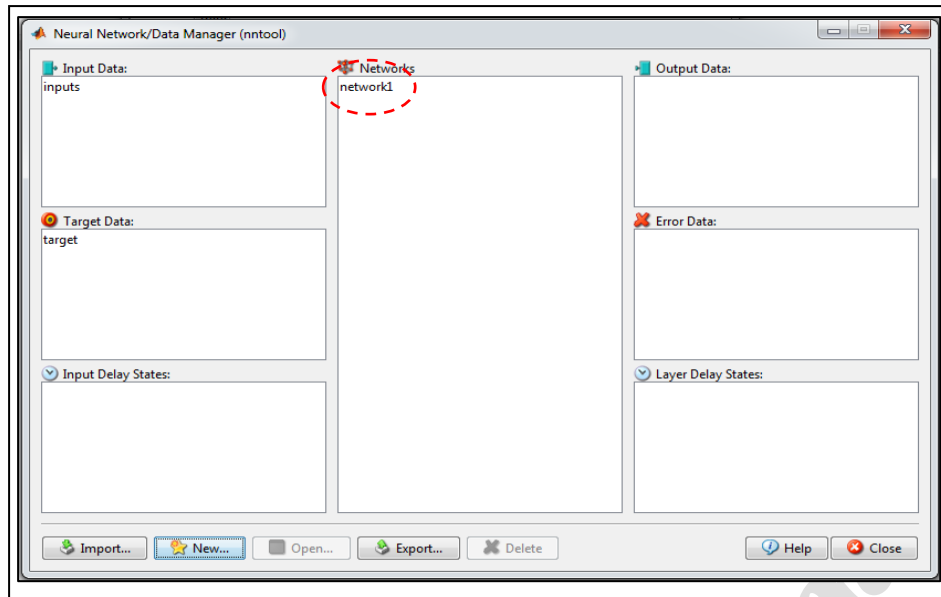


Figure III.4. Interface graphique « nntool », après la création du réseau appelée network1.

III.6.3. Mise en œuvre du réseau

En cliquant sur «create» dans l'interface de création du réseau (figure III.3), puis on allant dans le « network data manager » (figure III.4), et cliquant sur le nom de réseau (network1) 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), voir figure III.6.

III.6.4. Méthodes d'apprentissage

L'apprentissage est un ensemble de mécanismes menant à l'acquisition de savoir-faire, de savoirs ou de connaissances. L'utilitaire nntool sous MATLAB contient plusieurs variantes de l'algorithme de Rétropropagation 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.6.5. Application du RNA

Le processus d'entrainement de notre système de RNA consiste en plusieurs étapes qui peuvent être résumées comme suit :

III.6.5.1. Modèle de réseau de neurone

Un réseau de neurones est en général composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente.

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 3*58 d'entrée (δ , P, E), conductivité, la position et l'épaisseur de la barriere et 58 sorties correspondantes (valeurs "V" choisies) et l'autre formée de 3*15 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 l'apprentissage de RNA

Paramètres de la structure et de l'apprentissage	
Nombre d'entrées	3*58
Nombre de sortie	1*58
Algorithme d'apprentissage	Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Fonction d'ajustement des poids et seuils	LEARNGDM
Fonction de performance	Erreur quadratique moyenne (MSE)
Fonction de transfert	Fonction de transfert sigmoïde (LOGSIG) pour les couches cachées. Fonction de transfert linéaire (PURELIN) pour la couche de sortie.

III.6.5.2. 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.5 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 divisée comme suit: (80%) pour l'apprentissage, (20%) 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.

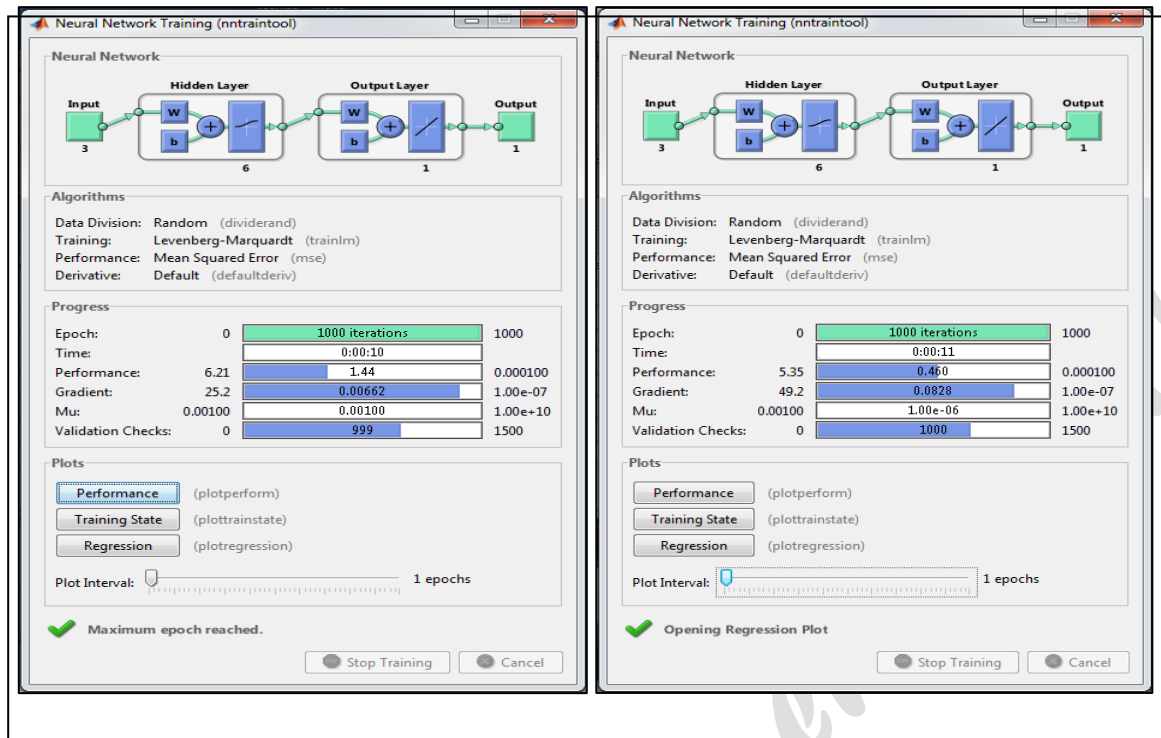


Figure III.5. Fenêtre de l'apprentissage de l'outil " nntool" dans le cas d'utilisation d'une deux couche cachée et 6 neurones par couche.

III.6.5.3. Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool

La figure. III.6 présente la structure du RNA (RP) dans le cas d'utilisation d'une deux couche cachée et six (6) neurones par couche, pour chercher le meilleur nombre de couches cachées et neurones par couche.

L'organigramme présenté par la figure. III.7 présente la démarche pour déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche.

Remarque :

Juste pour l'information que la figure. III.3 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 après des tests dans le but de voir les paramètres finaux de notre système sont présentées dans le tableau III.3.

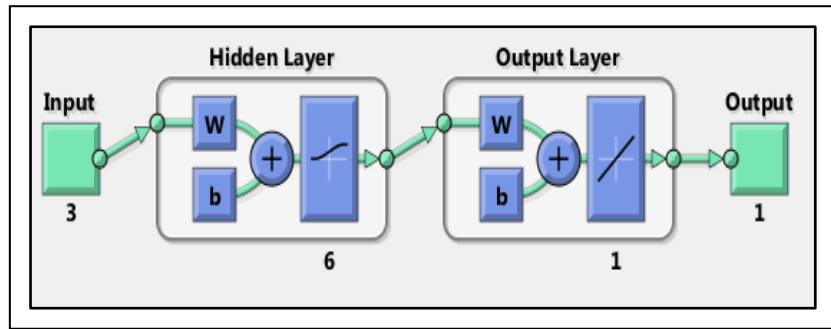


Figure III.6. Structure de RNA dans le cas d'utilisation d'une deux couche cachée et 6 neurones par couche.

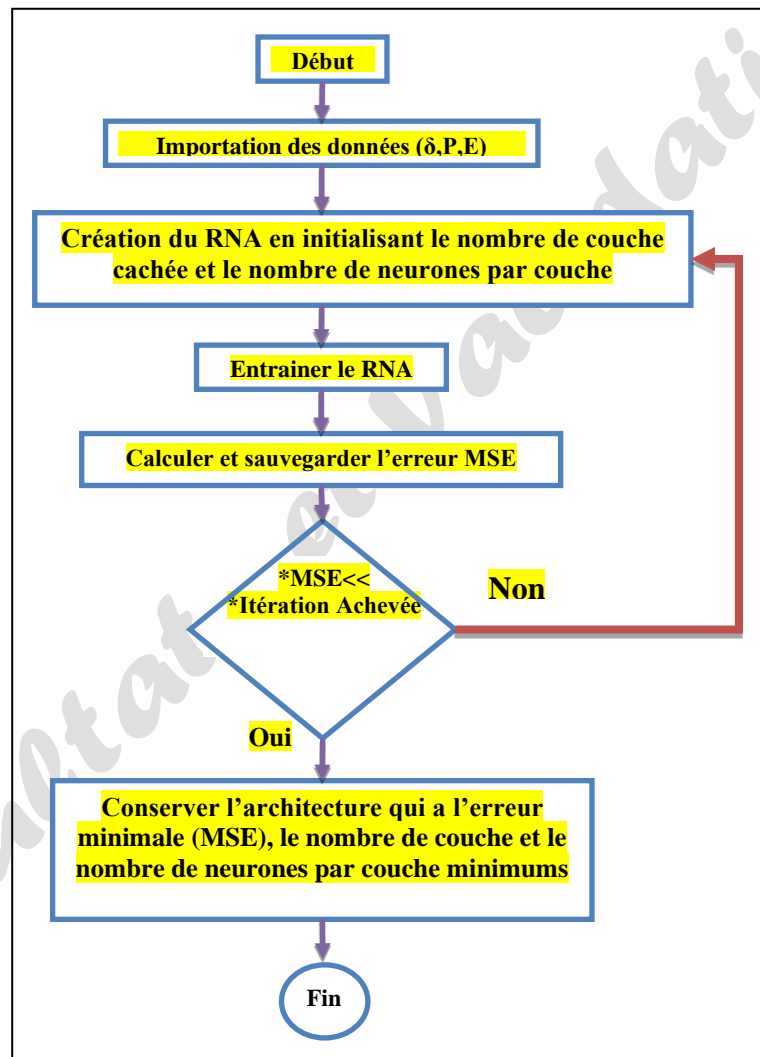


Figure III.7. Procédure de la détermination du nombre de couches cachées et le nombre des neurones par couche.

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

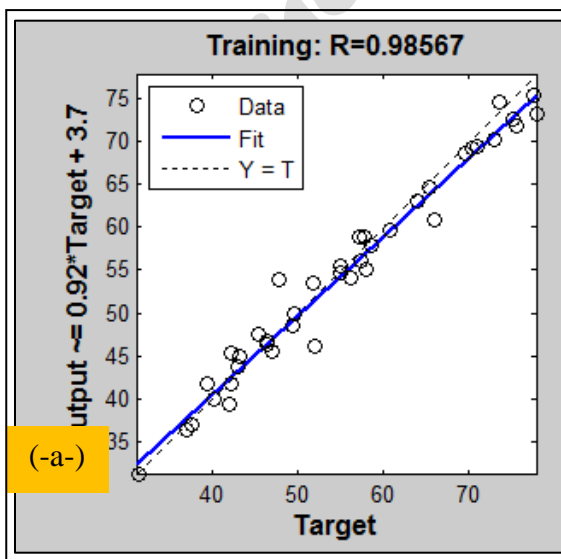
Paramètres du RNA	
Type de réseau	Réseau à propagation vers l'avant
Nombre d'entrées	Vecteur de 3*58
Nombre de sortie	Vecteur de 1*58
Algorithme d'apprentissage	Levenberg – Marquardt
Fonction de performance d'erreur	Erreur quadratique moyenne
Fonctions de transfert	Sigmoïde pour les couches cachées entrée .Linéaire pour la couche de sortie.
Nombre de couches intermédiaires	2
Nombre de neurones par couches cachées	6

III.6.5.4. Performance du réseau

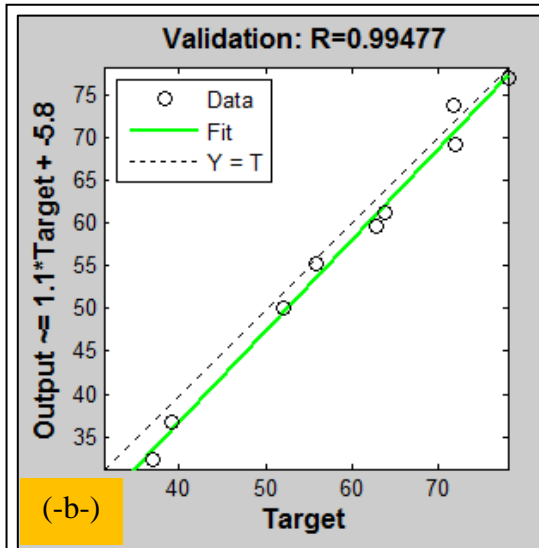
Les ordonnées de chaque courbe de la figure III.8, représentent les sorties du réseau (valeurs de "V" calculées) pour les entrées réservées à l'apprentissage, aux entrées réservées à la validation et aux entrées réservées au test.

Les droites tracées en continue de chaque courbe de la figure III.8 représentent la régression (fitting) de la relation qui relie les sorties calculées par RNA à celles désirées (valeurs de "V" choisies).

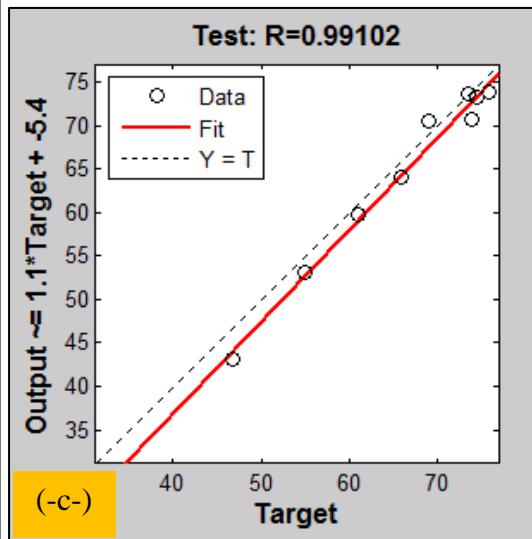
Les droites tracées en pointillée représentent l'approximation (régression) de référence voulue (parfaite) (sorties désirées = sorties calculées) [40]. Lorsque ces deux droites se confondent presque, ou se confondent totalement, nous parlons alors, d'une meilleure performance.



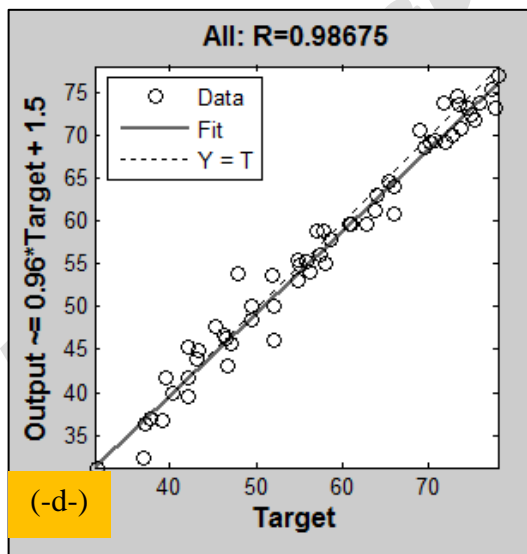
La figure donne $R=0,98567$ → $R= 98,567\%$ des valeurs de "V" calculées à la sortie du RNA sont les mêmes que celles désirées des données réservées pour l'apprentissage.



La figure donne $R=0,99477 \rightarrow R=99,477\%$ les valeurs de "V" calculées sont les mêmes que celles désirées des données réservées pour la validation.



La figure donne $R=0,99102 \rightarrow 99,102\%$ les valeurs de "V" calculées sont les mêmes que celles désirées des données réservées pour le test.



La figure donne $R=0,98675 \rightarrow R=98,675\%$ les valeurs désirées de "V" sont les mêmes que celles calculées de la base de données totale.

Figure III.8. Courbes de régression.

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.7. 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 3×15 (δ , P, E) 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:

$$V = \text{sim}(\text{network1}, [\delta \ P \ E]')$$

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

Les résultats de prédiction de tension de claquage par RNA sont donnés dans le tableau III.4.

Ce tableau contient les résultats de prédiction utilisant RNA pour différentes configurations de conductivité, la position et l'épaisseur de la barrière.

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.

Tableau III.4. Données expérimentales collectées et résultats de prédiction.

N°	Expérimentale		RNA		Erreur moyenne (%)
	Phénomène	Evaluation	V _{calc} (kV)	Evaluation	
1	claquage	✓	64,3927	✓	7,5675
2	claquage	✓	53,3313	---	
3	claquage	✓	50,7339	✓	
4	claquage	✓	85,5003	✓	
5	claquage	✓	71,6721	✓	
6	claquage	✓	66,0183	✓	
7	claquage	✓	27,5868	✓	
8	claquage	✓	52,2142	✓	
9	claquage	✓	46,5962	✓	
10	claquage	✓	31,1127	---	
11	claquage	✓	65,9872	✓	
12	claquage	✓	73,0923	✓	
13	claquage	✓	43,4641	---	
14	claquage	✓	27,2155	---	
15	claquage	✓	68,4778	✓	

✚ 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 total pour le cas de claquage est de 90,765%, globalement l'erreur de prédiction ne dépasse pas 10 %, environ 9 % dans le cas global et environ 7% pour les cas testés.

✚ Les résultats obtenus peuvent être tracés pour comparer les réponses mesurées avec celles prédites.

Pour cela, il est nécessaire de tracer l'adéquation du modèle. Les réponses mesurées sont placées en abscisse et les réponses estimées sont en ordonnées figure III.9. Les points du nuage sont alignés avec la ligne $y = x$, ce qui signifie que la précision du modèle est assez bonne.

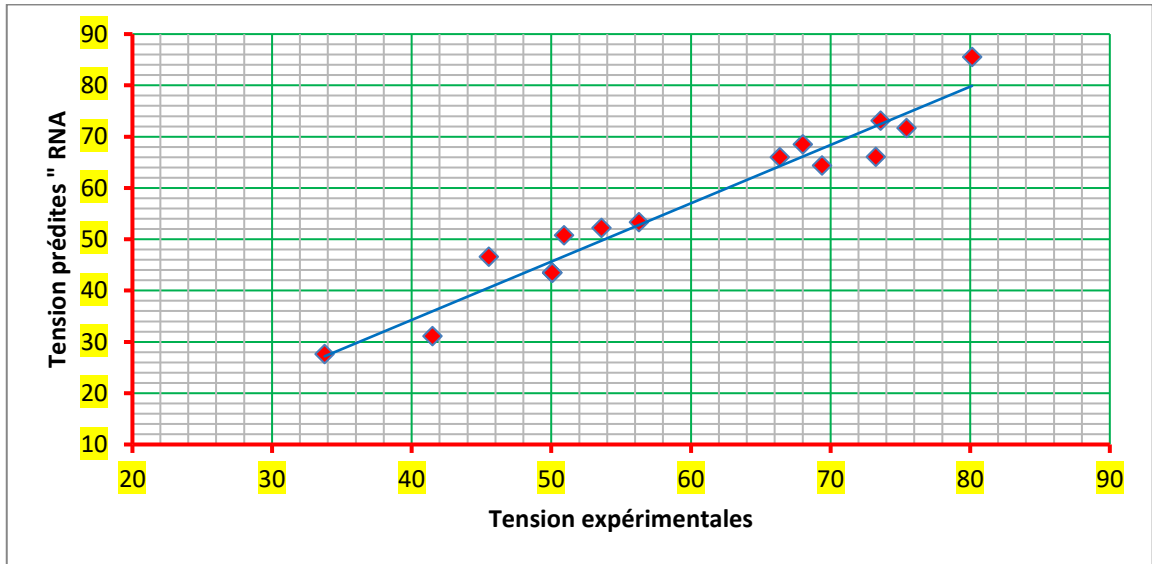


Figure III.9. Tension prédites vs Tension expérimentales

III.8. Simulation du modèle réel du configuration pointe-barrière-plan par Comsol

Afin de calculer le champ électrique, nous avons utilisé le logiciel COMSOL. Ce dernier est une suite des programmes permettant de donner la répartition du champ électrique en deux dimensions. Pour cela, nous avons introduit, dans ce logiciel, notre modèle avec toutes ses spécifications (formes et nature des électrodes, permittivité des différents milieux, tension appliquée, conditions aux limites, ...).(notre modèle a été présenté dans le chapitre I, figure I.7)

La simulation du modèle peut se résumer en cinq étapes successives suivantes :

- ✚ La première étape consiste à dessiner la géométrie dans COMSOL, de plus, il faut faire le choix du type d'analyse. (électrostatique),
- ✚ La deuxième étape porte sur la définition des propriétés électriques des matériaux présents. Cela consiste à définir les permittivités relatives de chaque domaine,
- ✚ Dans la troisième étape on définit les conditions aux limites qui se traduisent par le potentiel imposé sur chaque électrode et déterminer les frontières de l'isolation électrique c'est-à-dire les frontières où le champ électrique peut être considéré comme nul,
- ✚ La quatrième étape consiste en la résolution du problème par l'application de la méthode numérique,

✚ La dernière étape consiste à l'affichage des résultats obtenus.

III.9. Calcul du potentiel et du champ électrique

Pour simplifier le calcul du champ électrique qui satisfait ces conditions, COMSOL utilise la dérivée du potentiel V qui est défini par la relation champ-potential :

$$\vec{E} = -\overrightarrow{\text{grad}} V \quad (\text{III.1})$$

C'est l'équation que COMSOL résout pour le potentiel V sur un domaine programmé par l'utilisateur et on définit aussi la source et les conditions aux limites.

Ainsi, nous avons fixé la tension appliquée à l'électrode active à 10kV pour les deux cas (modèle sans et avec barrière).

Nous avons choisi dans notre simulation en 2D la configuration pointe-plan et pointe-barrière-plan. Ce dernier est constitué de trois parties ayant des propriétés différentes : la pointe, la barrière et la terre. L'air entourant a une permittivité de 1,0005.

III.9.1. Discrétisation en élément finis (Maillage)

Concernant le maillage, la densité des éléments finis est important pour les régions critiques (proches de la barrière). Le maillage a été raffiné pour les deux configurations. La qualité du maillage est cruciale pour la qualité des résultats.

Le choix de maillage de sorte à obtenir un temps de simulation réduit avec un résultat satisfaisant. Le maillage est illustré dans la figure III.10. Nous avons considéré dans le tableau III.5 :

Tableau III.5. Nombre d'éléments de maillage avec ou sans barrière

L'éléments de maillage	
Cas Sans barrière	Cas Avec barrière
588	1315
2352	5260
9408	21040

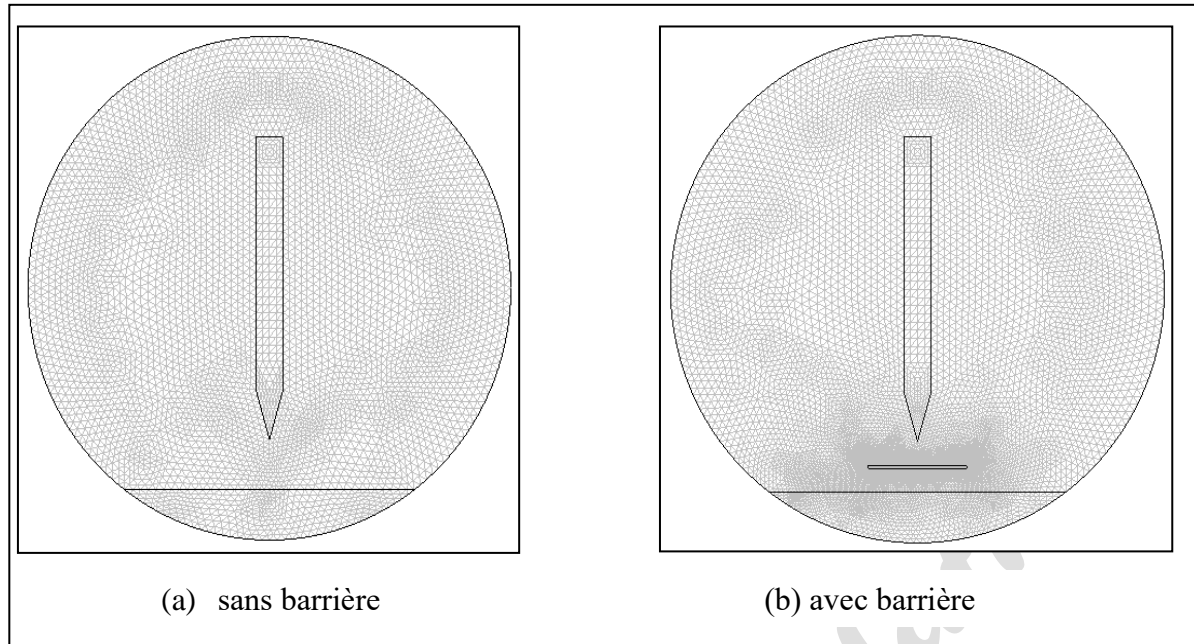


Figure III.10. Répartition du maillage. Pour 9408 et 21040 d'éléments.

Lorsque le programme a convergé vers une solution, il bascule automatiquement vers la fenêtre de post traitement, qui permet d'analyser les résultats. Il est possible de les visualiser sous forme de remplissage de couleur, la distribution du potentiel et du champ électrique,...etc. Cette section est consacrée à l'étude des distributions du potentiel et du champ électrique.

III.9.2. Répartition du potentiel électrique sur le modèle pointe-plan & pointe-barrière-plan

Dans notre cas nous sommes intéressés à la détermination de la répartition du potentiel électrique, avec et sans barrière. La tension a été maintenue constante et égale à 10 kV. Ceci permet de simuler le comportement des deux configurations.

La figure III.11 illustrent la distribution du potentiel électrique pour les deux configurations avec et sans barrière.

Nous remarquons que la variation de la configuration (avec et sans barrière) a une légère variation sur la distribution de la tension inter-électrode, dû à la présence de la barrière crée une zone entre la barrière et le plan où le champ est uniforme.

Donc le système pointe-plan en présence de la barrière, se compose de deux sous systèmes, l'un pointe - barrière et l'autre barrière – plan. Ce dernier est considéré comme un système plan-plan, qui est le système le plus rigide. Nos résultats coïncident avec ceux obtenus par d'autres chercheurs [7].

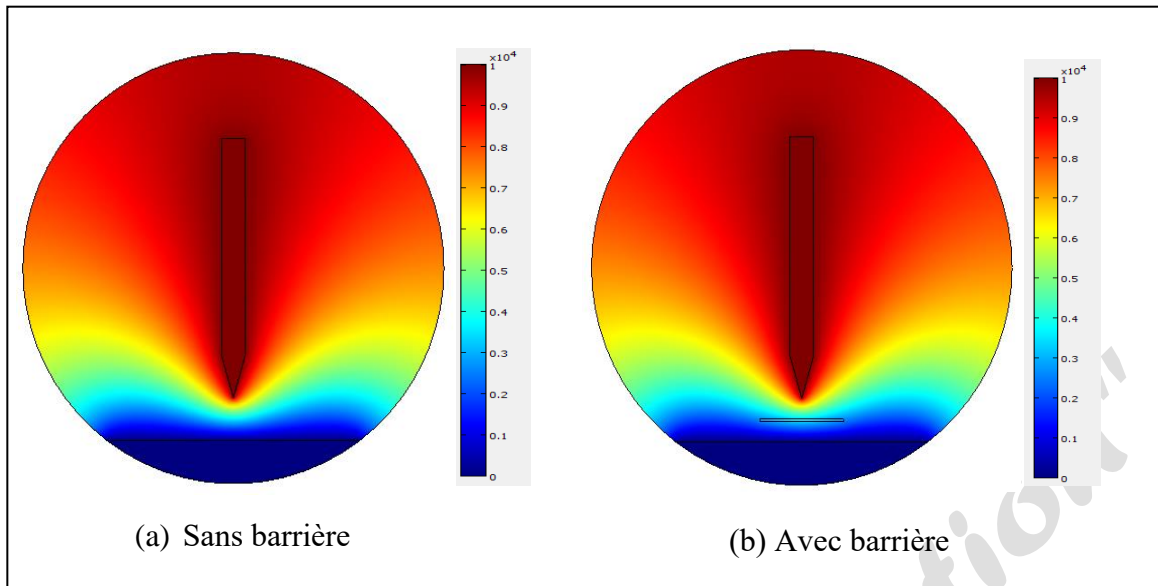


Figure III.11. Distribution du potentiel électrique.

III.9.3. Répartition du champ électrique sur le modèle pointe-plan

Pour une tension de 10 kV, la figure III.12 et figure III.13 montre respectivement la distribution de l'intensité du champ électrique, ainsi les lignes du champ électrique pour les deux cas avec et sans barrière.

Le champ électrique est intense près de l'électrode active (la pointe). Il diminue au fur et à mesure qu'on se dirige vers l'électrode de terre (le plan) sous forme perpendiculaire le long de la ligne droite, par ailleurs les lignes du champ sont divergentes (sortantes de l'électrode de haute tension) lorsque on s'éloigne de la zone active, pour les deux cas étudiés.

Il ressort de ces caractéristiques les remarques suivantes:

- ✚ Le champ électrique est intense à l'extrémité de l'électrode de haute tension,
- ✚ Le champ électrique est pratiquement nul à l'intérieur des deux électrodes, car les deux électrodes sont des conducteurs,
- ✚ Le champ électrique est important dans la zone près de l'électrode active,
- ✚ Les lignes du champ électrique étant perpendiculaire sur faces équipotentiellles, partent de l'électrode sous tension et arrivent au niveau de l'électrode de terre. Les vecteurs représentés sur la figure III.13 sont tangentiels aux lignes de champ électrique, nous remarquons que le champ électrique est plus important du côté près des électrodes pointe.

Dans le cas d'une présence de la barrière crée une zone entre la barrière et le plan où le champ est uniforme. Donc le système pointe-plan en présence de la barrière, se compose de deux sous-systèmes, l'un pointe – barrière (plan) et l'autre plan – plan.

Ce dernier est considéré comme un système plan-plan, qui est le système le plus rigide.

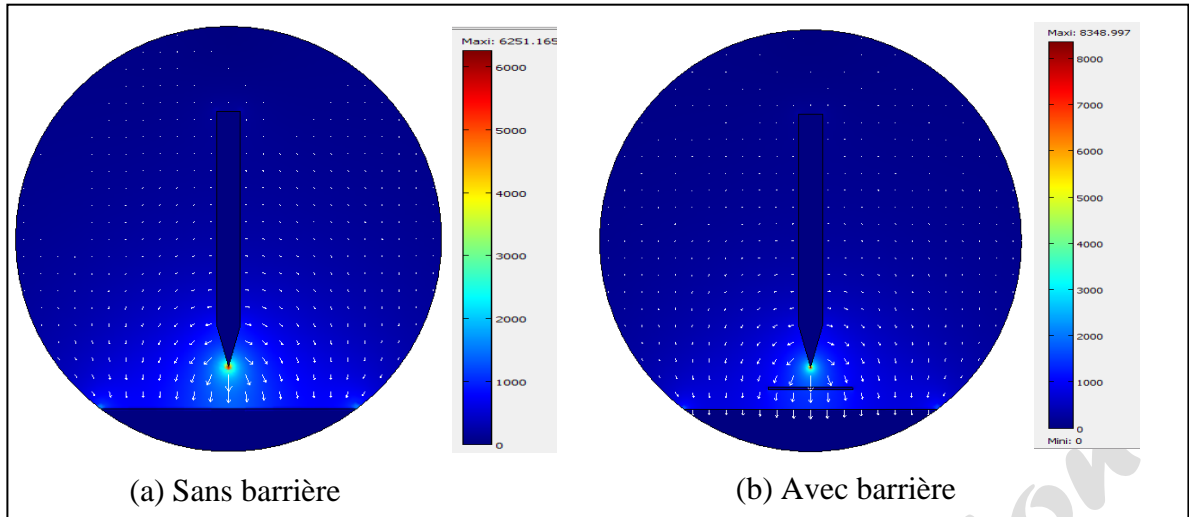


Figure III.12. Distribution du champ électrique avec et sans barrière.

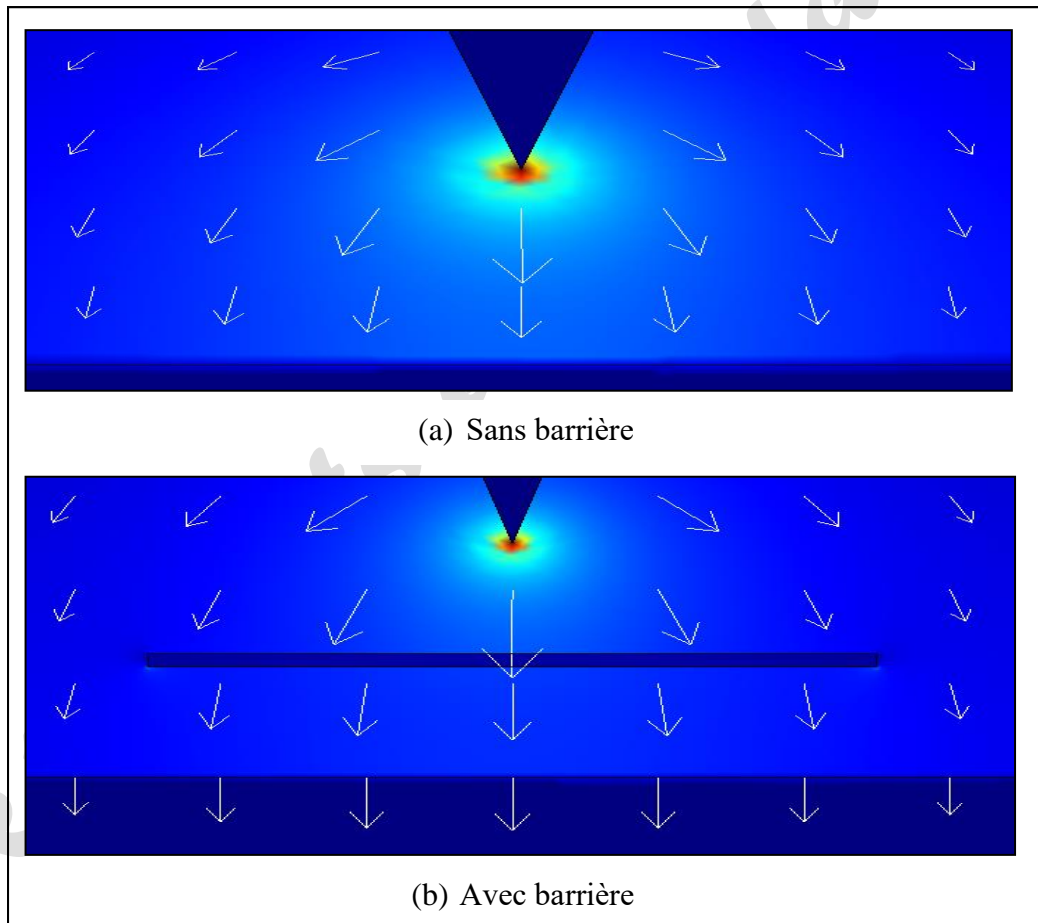


Figure III.13. Ligne du champ électrique.

III.10. 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 claquage.

Parmi les avantages des réseaux de neurones cités dans le chapitre précédent, 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 10% dans notre cas. Pour la deuxième partie, nous présentons les résultats des différentes simulations effectuées sur les deux configurations pointe-plan & pointe-barrière-plan sous tension alternative 50Hz. Les principales conclusions auxquelles nous sommes arrivés sont les suivantes :

- ✚ L'insertion d'une barrière isolante dans un système à champ non uniforme joue un rôle d'obstacle électrique provoquant ainsi l'allongement de la décharge disruptive et par conséquent l'amélioration de la tenue et la rigidité électrique de ce système.
- ✚ L'insertion de la barrière isolant sur le système point – plan crée une zone entre la barrière et le plan où le champ est uniforme. Donc le système pointe-plan en présence de la barrière, se compose de deux sous-systèmes, l'un pointe – barrière (plan) et l'autre plan – plan. Ce dernier est considéré comme un système plan-plan, qui est le système le plus rigide.

"Conclusion Générale"

Conclusion Générale

L'étude des décharges électriques dans les intervalles d'air présente un domaine de recherche très actif que ce soit du point de vue technique d'élaboration et utilisation ou du point de vue modélisation et simulation.

L'estimation ou la prédiction de la tension de claquage d'une configuration point-barrière-plan polluée 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 .

Notre travail de recherche consiste en la présentation de l'évolution de certaines caractéristiques décrivant le phénomène de claquage d'un intervalle d'air d'une configuration pointe – barrière -plan dans un champ appliqué non – uniforme 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 types des intervalles d'air et le phénomène de claquage d'un intervalle d'air .

En second on a présenté la théorie de réseau de neurone qui a été utilisée pour la prédiction de la tension de claquage d'une configuration point - barrière - plan polluée 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 le domaine de la haute tension, particulier dans la configuration pointe-barrière-plan peut donner un plus aux recherches.

Les réseaux de neurones artificiels donnent de meilleurs résultats dans notre cas l'erreur est de l'ordre de 10% donc notre modèle réalisé est accepté.

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

Nous présentons aussi les résultats des différentes simulations effectuées sur les deux configurations pointe-plan & pointe-barrière-plan sous tension alternative 50Hz.

L'insertion de la barrière isolant sur le système point – plan crée une zone entre la barrière et le plan où le champ est uniforme. Donc le système pointe-plan en présence de la barrière, se compose de deux sous-systèmes, l'un pointe – barrière (plan) et l'autre plan – plan. Ce dernier est considéré comme un système plan-plan, qui est le système le plus rigide.

Comme perspective nous recommandons une application des techniques hybrides de l'intelligence artificielle pour améliorer les résultats obtenus.

"Références Bibliographique"

References Bibliographique

Références Bibliographique

- [1] **Y. Bourek**, "Etude de la decharge électrique par l'intelligence artificielle". Thèse de doctorat. Université de Batna 2, 2016.
- [2] **K. Hamour, A-H Chekri**, "Caractérisation des décharges électrique évoluant dans un intervalle d'air pointe –barrière polluée – pointe sous tension continue ", Mémoire de master, Dept. Génie électrique, Université de Bejaia, juin 2015.
- [3] **N. Bouatia, N. Benouaret**, "Recherche de l'équivalence de performance électrique entre deux configurations plan – plan et pointe – pointe avec deux barrières polluées sous tension alternative ", Mémoire de master, Dept. Génie électrique, Université de Bejaia, juin 2016.
- [4] **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.
- [5] **P. Mandala, S. T. S. Madhira, A. U. Haquec, J.Mengc, L. Pinedaa**, "Forecasting power output of solar photovoltaic system using wavelet transform and artificial intelligence techniques", Elsevier, Procedia Computer Science, Vol. 12, pp. 332 – 337, 2012.
- [6] **E. Brakni**, "Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire Infini TEM", Mémoire présenté à l'université du québec à chicoutimi comme exigence partielle de la maîtrise en ingénierie, Université du Québec en Abitibi-Temiscamingue (Canada), 2011
- [7] **K. Hamour, A. Chekri, R. Boudissa et promoteur**, "Caractérisation des décharges électrique évoluant dans un intervalle d'air pointe barrière polluée pointe sous tension continue", 2015.
- [8] https://pmb.univ-saida.dz/butecopac/doc_num.php?explnum_id=814
- [9] **Y. Mami, D. Chaibi, B. Djaou**, "Etude de la rigidité diélectrique dans un intervalle d'air pointe-barrière-plan sous tension alternative", Mini projet licence, Dept. Génie électrique, Université Mohamed Boudiaf-M'sila, 2019.
- [10] **A. Bensaci, A. Laggoun**, "L'effet de l'insertion d'une barrière isolante polluée sur la rigidité diélectrique d'un système pointe-plan", Mémoire d'ingénieur, Département de Génie Electrique, Université de Biskra, juin 2011.
- [11] **Coelho, B. Aladenize**, Les diélectriques, propriétés diélectriques des matériaux isolants, édition Hermes, 1993.
- [12] <https://dl.ummo.dz/bitstream/handle/ummo/545/Abella%20S..pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [13] **Y.Choutri**, "Etude de la rigidité diélectrique des intervalles d'air pointe-plan avec les différentes formes de tensions", Mémoire de master, Dept. Génie électrique, Université Mohamed Boudiaf-M'sila, juin 2017.
- [14] **A.Boubakeur**, "Phénomène de décharge électrique et Protection primaire", Ecole Nationale Polytechnique, Dpt d'Electrotechnique – Laboratoire de Recherche en Electrotechnique, 3 Mars 2014.
- [15] **M.S Jean-Philippe**, "Contrôle du point de fonctionnement des décharges électriques par l'intermédiaire de leur alimentation", Thèse De Doctorat, École doctorale (GEET), Spec. Génie électrique, Institut National Polytechnique de Toulouse, Novembre 2005.
- [16] **Anne-Marie Pointu, Jérôme Perrin, Jacques Jolly**, "Plasmas froid de décharge– Applications et diagnostic", Les techniques de l'ingénieur Dossier D2835 (11/1997).
- [17] http://rdoc.univ-sba.dz/bitstream/123456789/1958/3/D3C_ETT_REGUIG_Abdeldjalil.pdf
- [18] <http://dspace.univmsila.dz:8080/xmlui/bitstream/handle/123456789/2358/493.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [19] **A.Boubakeur**, "Influence des barrières sur la tension de décharge disruptive des moyens intervalles d'air pointe-plan", thèse de doctorat, E.P. Varsovie, Pologne, 1979.

- [20] **J. L. Jakobowski, A. Boubakeur**, "Rigidité diélectrique des moyens intervalles d'air dans les systèmes isolants pointe-plan avec barrière", Bulletin de l'Académie Polonaise des sciences, 10, série des Science Techniques, volume XXVIII, No 9-10, pp.141-146, 1980.
- [21] **A. Rouini**, "Etude de l'influence des barrières dans les intervalles d'air pointe-plan par le calcul numérique du champ à l'aide de la méthode des volumes finis (MVF) ", Ingénieur d'État en Électrotechnique, Université de Amar Thelidji de Laghouat. Septembre, 2011.
- [22] **A. Boubakeur**, "Discharge phenomena in long air gaps with insulation screen", International Symposium on High Voltage Engineering, 4th ISH, paper 44-05, Athens, Greece, 1983.
- [23] **R. Deghnoche**, "Etude de l'influence de la barrière isolante sur l'amorçage des intervalles d'air pointe-plan", Mémoire Ingénieur d'État en électrotechnique, Université de Biskra, Juin 2007.
- [24] **M. V. Sokolova, A. N. Zhukov**, "Influence of barrier surface properties on the discharge in a narrow gas gap", 9th International Symposium on High Voltage Engineering. 9th ISH 1995, paper 2899, Graz convention center Austria, 1995.
- [25] **S. Chakravorti, M.C. Siddagangapa**, " effect of charge accumulation on the electric field distribution along spacer surfaces ", session 8352, 9th ISH, Graz, pp.1-4, 1995.
- [26] **A. Boubakeur, J. L. Jakubowski**, " Influence of insulating screens covered by conducting layers on the breakdown voltage of point-plane air gaps "AJOT, série B, Vol. 11, N°1, 1995.
- [27] **F. Guerbas, A. Boubakeur, A. Beroual**, Influence d'une barrière isolante sur la charge de préclaquage de l'huile de transformateur sous tension alternative. In : 8^{ème} Conférence Nationale sur la Haute Tension, numéro spécial de Algerian Journal Of Technology, AJOT. p. 165-169, 2011
- [28] **K. Hamour, A. Chekri, R. Boudissa et promoteur**, "Caractérisation des décharges électrique évoluant dans un intervalle d'air pointe barrière polluée pointe sous tension continue", 2015.
- [29] **S. Barkat, C. Abdelkbir**. "Implémentation de méthode d'intelligence artificielle pour la prédiction de la tension de contournement d'un isolateur de haute tension artificiellement polluée sous MTLAB/Simulink". Mémoire de master, Dept. Génie électrique, Université de M'sila, juin 2018.
- [30] **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.
- [31] **E. Brakni**, "Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire Infini TEM", Mémoire présenté à l'université du Québec à Chicoutimi comme exigence partielle de la maîtrise en ingénierie, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue (Canada), 2011
- [32] **A. Ouali**, "Evaluation de la stabilité transitoire des réseaux électriques par les réseaux de neurones artificiels et les plans d'expériences", Mémoire de Magister, Dép. de génie électrique, Université des Sciences et Technologies Houari Boumediene, Bab Ezzouar, 2008.
- [33] **F. Medjili**, "Modélisation par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) et commande prédictive non linéaire d'une station", Mémoire de magister, Université de Annaba, 2010.
- [34] **L. Mokhnache**, "Application des réseaux de neurones dans le diagnostic et la prédiction des isolations de haute tension ", Thèse de Doctorat, ENP, Décembre 2003.
- [35] **K. Kavsek-Biasizzo, I. Skrjanc, D. Matko**, "Fuzzy predictive control of highly nonlinear pH process", Computers & chemical engineering 21, pp. S613-S618, 1997.
- [36] **J. Sarangapani**, "Neural network control of nonlinear discrete-time systems", Vol. 21. CRC press, 2006.
- [37] **Y. Hen Hu, J. Neng Hwang**, "Handbook of neural network signal processing ", CRC Press LLC, United States of America, 2001.
- [38] **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.

- [39] **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.
- [40] **M. Parizeau**, "Réseaux de neurones.GIF-21140 et GIF-64326", 124. <http://wcours.gel.ulaval.ca/2014/h/GIF4101/default/7references/reseauxdeneurones.pdf> (2004)
- [41] http://wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicouche
- [42] https://www.lrde.epita.fr/~sigoure/cours_ReseauxNeurones.pdf
- [43] **F. Sorin, L. Broussard, P. Roblin**, "Régulation d'un processus industriel par réseaux de neurones", Techniques de l'ingénieur. Informatique industrielle 6.S7582 : R7582-1,2001.
- [44] **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.
- [45] **Y. Bourek**, "Etude de la décharge électrique par l'intelligence artificielle", Mémoire Magister, Université de Batna 2, 2016.
- [46] **N. Gökçe, M. Eminli**, "Model-based test case prioritization using neural network classification", Computer Science & Engineering, Vol.4, N°1, pp. 15 , 2014.

References Bibliographique