

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées
Département de Génie Electrique



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Matériaux électrotechnique

Présenté par :

TERBAGOU Hadjira

BOUKEFFOUSSA ELGHOUL Hadjer

Thème:

***DETERMINATION DE LA TENSION DE
CLAQUAGE DU GAZ ELECTRONEGATIF
SF6 EN UTILISANT LES RESEAUX
NEURONES ARTIFICIELS***

Soutenu publiquement

Le :05/06/2017

Devant le jury :

M^f DJARAH Djalal

MA (A)

Président

UKM Ouargla

M^f BOUREK Yacine

MA (A)

Encadreur/rapporteur

UKM Ouargla

M^f BOUCHAALA Tarek

MC (A)

Examineur

UKM Ouargla

Année universitaire 2016/2017

Dédicace

Nous dédions ce modeste travail à nos grands-parents ; que DIEU le tout puissant ait leur âmes et les accueille en son vaste paradis.

- À nos pieuses grandes mères que dieu les protège et les garde pour nous tous.

- À nos chers parents, à qui nous souhaitons une très longue vie, pleine de joie, de bonheur et de prospérité.

- à nos très chers parents à qui, nous devons toute la reconnaissance, pour tous ce qu'ils ont fait et donné pour nous, depuis notre naissance, jusqu'à ce que nous puissions atteindre ce niveau-là, nos soeurs et frères de la famille «Terbagou» et la famille « Boukeffoussa El Ghouf » Et tous les membres des deux familles sans oublier les amies et camarades avec lesquels nous avons partagés des moments inoubliables.

Hadjira Terbagou.

Et

Hadjer Boukeffoussa El Ghouf.

Remerciement

Il est venu le temps de mettre un point final à ce travail et à toutes ces années effectuées de recherche au sein de l'université Kasdi Merbah.

Nous remercions Mr. YACINE Bourek pour la confiance dont il a toujours fait preuve à notre égard et pour ses perpétuels encouragements

Nous tenons à remercier Mr. DJALAL Djarah , pour l'honneur qu'il nous a fait en acceptant de présider le jury de cette thèse. Nous présentons également notre profonde reconnaissance à Mr.TAREK Bouchaala qui a accepté d'examiner notre travail.

Enfin, dans les dernières lignes, nous tenons à remercier nos parents, nos frères et sœurs, et de fournir des conseils et des encouragements qu'ils nous ont apporté un soutien moral et financier toujours. Sans eux, nous ne serions pas là où nous sommes et ce que nous sommes. Merci à tous

Hadjira Terbagou.

Et

Hadjer Boukeffoussa El Ghouf.

Sommaire

Sommaire.....	I
Liste des figures.....	III
Liste des tableaux.....	IV

Introduction générale

1. Objectif.....	1
2. Organisation du document.....	2
2.1. Généralités sur les gaz.....	2
2.2. Réseaux de neurones artificiels.....	2
2.3. Détermination de la tension de claquage du gaz SF6 en utilisant les RNA.....	2

Chapitre I: Généralités sur les gaz

I.1.Introduction.....	3
I.2.Caractéristique du claquage dans les gaz.....	3
I.2.1. Electrons primaires.....	3
I .2.2. Ionisation et l'attachement et la recombinaison.....	4
I .2.3. Décharge de Townsend et critère d'auto entretien de la décharge.....	4
a. Limite du critère de Townsend.....	6
I .2.4. Loi de Paschen.....	6
I .2.5. Théorie des streamers.....	7
I .2.6. Décharge électrique dans les systèmes d'électrodes (pointe-plan).....	10
I.2.6.1. Paramètre que influent sur décharge pointe-plan.....	10
a. Influence des particules métalliques.....	10
b. Influence de la géométrie des électrodes.....	10
c. Influence des impuretés du gaz.....	10
d. Influence de la tension.....	11
e. Influence de la pression du gaz.....	11
I .3.Gaz Electronégative.....	11
I .3.1. Hexafluorure de soufre (SF6).....	11
I.4. Conclusion.....	12

Chapitre II: Réseaux de neurones artificiels

II.1.Introduction.....	13
II.2.Neurone biologique.....	13

II.3.Neurone artificiel.....	14
II.3.1.Poids de connexion.....	15
II.3.2.Les entrée.....	15
II.3.3.Fonction d'activation.....	16
a. Fonction non linéaire sigmoïde.....	16
b.Fonction à seuil.....	17
c.Fonction linéaire à seuil.....	17
II.4.Réseau de neurone artificiel.....	18
II.4.1.Propriétés.....	18
II.4.2.Topologies.....	19
a. Réseaux de neurones non bouclés.....	20
a.1.Réseaux à couches.....	20
a.1.1.Perceptron monocouche.....	20
a.1.2.Perceptron multicouche.....	20
a.2.Réseaux bouclés(récurrents).....	21
II.5.Apprentissage.....	22
II.5.1.Apprentissage supervisé.....	22
II.5.2.Apprentissage non supervisé.....	22
II.5.3.Algorithme d'apprentissage.....	22
a.Algorithme de rétro-propagation du gradient de l'erreur.....	23
a.1.Algorithme.....	23
II.6.Conclusion.....	23

Chapitre III: Détermination de la tension de claquage du gaz électronégatif SF6 en utilisant les RNA

III.1.Introduction.....	25
III.2. Détermination de la tension de claquage du gaz électronégatif SF6 en utilisant les réseaux de neurones artificiels.....	25
III.3. Structure de réseaux de neurones.....	26
III.3.1. Implémentation et simulation.....	26
III.3.2.Choix des paramètres du réseau.....	26
III.3.2.1. Architecteur	26
III.3.2.2.fonction d'activation	27
III.3.2.3. Modèle de réseau de neurone artificiel	27

III.3.2.4. Apprentissage	27
III.4. Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire NNtool	28
III.4.1. Modèle de réseau de neurone.....	29
III.4.2. Graphe de l'erreur	35
III.4.3. Courbes de régression.....	36
III.5. Comparaison des résultats.....	37
III.5.1.Création de fonction « sim ».....	37
III.6. Résultats.....	37
III.7. Conclusion.....	39
Conclusion Générale.....	40
Références.....	41

Liste des figures

Fig.I.1	Diagramme schématique d'une avalanche électronique.	5
Fig.I.2	Loi de Paschen pour différents gaz.	7
Fig.I.3	Génération d'avalanches secondaires dans un processus de décharge positive.	7
Fig.I.3	Etapes de développement successives d'un streamer.	9
Fig.II.1	Schéma représentatif de la structure du neurone biologique.	13
Fig.II.2	Structure d'un neurone artificiel.	14
Fig.II.3	Fonction Sigmoidale.	16
Fig.II.4	Fonction d'activation.	17
Fig.II.5	Fonction linéaire à seuil.	18
Fig.II.6	Topologies des Réseaux de Neurones Artificiels.	19
Fig.II.7	Réseau non bouclé Mono-Couche.	20
Fig.II.8	Réseau non bouclé complètement connecté avec une seule couche cachée.	21
Fig.II.9	Réseau de neurones bouclé.	21
Fig.III.1	Paramètres de RNA introduits sous Nntool.	30
Fig.III.2	Architecture du réseau.	32

Fig.III.3	Fenêtre de l'apprentissage de l'outil nntool dans le cas d'utilisation d'une 3 couche cachée et 10 neurones par couche.	33
Fig.III.4	Graphes de l'erreur (Apprentissage, test et validation).	34
Fig.III.5	Courbes de régression.	35
Fig.A1.1	Variation of breakdown voltage with pressure in SF6, CO2, N2, Air, for 5 mm gap spacing.	44
Fig.A1.2	Variation of breakdown voltage with pressure in SF6, CO2, N2, Air, for 10 mm gap spacing.	44
Fig.A1.3	Variation of breakdown voltage with pressure in SF6, CO2, N2, Air, for 15 mm gap spacing.	44
Fig.A1.4	Variation of breakdown voltage with pressure in SF6, CO2, N2, Air, for 20 mm gap spacing.	45
Fig.A1.5	Variation of breakdown voltage with pressure in SF6, CO2, N2, Air, for 25 mm gap spacing.	45

Liste des tableaux

Tableau II.1	Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.	14
Tableau III.1	Paramètres du réseau de neurones artificiel utilisé.	29
Tableau III.2	Détermination de nombre de couches cachées et nombre de neurones par couche.	32
Tableau III.3	Condition de création le RNA.	33
Tableau III.4	Tableau de résultats.	38

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Dans le domaine du génie électrique, les matériaux isolants (solide, liquide, gaz) sont utilisés pour assurer une fonctionnalité optimale des équipements tout en garantissant la sécurité des biens et des personnes. Généralement, la durée de vie des isolants conditionne la durée de vie de l'appareillage [1].

Les gaz sont très utilisés dans différentes applications d'électrotechniques. L'hexafluorure de soufre (SF₆) est un gaz utilisé dans les appareils de connexion haute tension notamment les disjoncteurs, les interrupteurs et les postes sous enveloppes métalliques isolés au SF₆,...etc. en raison de son pouvoir de coupure d'arc électrique et de sa qualité d'isolant électrique.

De nombreuses études ont été consacrées à la décharge électrique dans les gaz électronégatifs en particulier SF₆ tant expérimentales que numériques et plusieurs modèles mathématiques ont été proposés pour étudier le claquage dans ce gaz. Ces modèles visent à reproduire soit une phase particulière de la décharge, soit son développement global dans SF₆ ou autre type de gaz [2].

De nouvelles techniques ont été introduites dans l'étude du claque des gaz, telle que les outils basés sur l'intelligence artificielle (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 [3].

1. Objectif

Différentes géométries d'électrodes ont été utilisées dans l'étude des décharges électrique dans les gaz (pointe-plan, multi pointes-plan, couteau-cylindre, fil cylindre ou cylindre-cylindre...etc.). La décharge électrique dans les systèmes d'électrodes de type pointe-plan sera étudiée dans notre travail. Le gaz utilisé comme isolation entre-électrodes est SF₆ et la tension appliquée à l'électrode active est une tension continue de polarité positive.

L'objectif de notre travail est alors, de déterminer de tension de claquage du SF₆ contenant dans une configuration d'électrodes de type point-plan en utilisant les réseaux des neurones artificiels (RNA). L'utilitaire **NNTOOL** sous l'environnement **MATLAB** sera utilisé pour

l'implémentation et l'application du RNA pour la détermination de la tension de claquage pour différentes valeurs de pression et distances inter-électrodes

2. Organisation de document

Outre l'introduction et la conclusion générales, le manuscrit est découpé en trois chapitres:

Chapitre01:Généralités sur les gaz.

Chapitre02: Les réseaux de neurones artificiels.

Chapitre03: Détermination de la tension de claquage du gaz SF6 par RNA.

2.1. Généralités sur les gaz : Ce premier chapitre présente un bref rappel théorique sur les phénomènes de décharge électrique dans les gaz en particulier dans les gaz électronégatif.

2.2. Les réseaux de neurones artificiels : Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des généralités sur les RNA en exposant le modèle mathématique d'un neurone ainsi la représentation des différentes architectures des réseaux de neurones artificiels et une brève explication de l'apprentissage et différents algorithmes d'apprentissage utilisés.

2.3. Détermination de la tension de claquage du gaz SF6 par les RNA: Ce chapitre décrit la méthodologie suivie pour la détermination de tension claquage du gaz SF6 en utilisant les RNA. La géométrie d'électrodes utilisée dans notre travail est de type pointe-plan. La tension de claquage déterminée est calculée pour différentes distances inter-électrodes et pression du SF6. La base de données utilisée dans ce chapitre est collectée de littérature.

CHAPITRE I: GENERALITES SUR LES GAZ

I.1. Introduction

Un gaz est constitué d'un grand nombre de particules de types différents, atomes, molécules, ions, électrons; en agitation incessante. Sous l'action d'un champ électrique appliqué, les particules chargées et neutres prennent mouvement dans la direction du champ électrique et causent la formation d'un courant électrique dans le gaz. Cela veut dire, si dans un gaz, au moyen d'un mécanisme quelconque, apparaissent des charges électriques libres) électrons, ions positifs, ions négatifs), le gaz devient conducteur d'électricité et on parle de décharge électrique dans un gaz. Ce phénomène est particulièrement intéressant comme il est utilisé dans de nombreuses applications technologiques. L'étude de la décharge électrique dans les gaz est un domaine vaste, sujet qui a fait l'objet de nombreuses études. Cela n'est dû qu'à la très grande complexité du phénomène et des mécanismes qui le constituent. Les décharges électriques peuvent être classées suivant différents critères: Conditions atmosphériques, la configuration des électrodes, le type de la tension appliquée,... etc. [4]

Cependant de grandes avancées ont été faites ces dernières décennies dans l'amélioration des moyens d'étude des mécanismes d'initiation et développement de différents types de décharges électriques dans les gaz. Cela a permis d'accroître les connaissances sur le phénomène et d'avancer dans les applications qui ont d'ailleurs connu de bien plus larges expansions.

Dans ce premier chapitre nous exposerons une brève présentation de quelques phénomènes physiques fondamentaux dans l'initiation et le développement d'une décharge électrique [4].

I.2. Caractéristique du Claquage dans les gaz

Les claquages électriques, visibles à l'œil nu par l'étincelle ou la décharge produite correspond au moment où le champ électrique dépasse la valeur seuil nécessaire à l'amorçage de la décharge. Les mécanismes de claquage dans les gaz sont principalement : Le mécanisme de l'avalanche et celui du Streamer [5].

I.2.1. Electrons primaires

Il est tout à fait bien connu qu'aucune décharge électrique ne peut s'initier dans un gaz sans la présence d'au moins un électron dans le volume de gaz couvrant l'espace inter-électrodes. Ces électrons, présents au tout début de la décharge sont communément appelés électrons germes ou encore électrons primaires. Ils permettent d'initier la première avalanche électronique sans laquelle aucun type de décharge ne peut prendre forme encore moins se maintenir. Ils peuvent être produits par radiation cosmique, par les sources naturelles d'ionisation, par les charges

résiduelles issues des décharges précédentes ou encore par détachement des ions négatifs par effet de champ [1].

I .2.2. Ionisation et l'attachement et la recombinaison

Les principaux mécanismes régissant la génération des porteurs de charge dans les gaz sont: les mécanismes d'ionisation, tendant à augmenter leur densité et les mécanismes de recombinaison et d'attachement; tendant à les réduire [1].

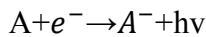
Le procédé principal d'ionisation résulte des impacts d'énergie élevée entre les électrons et les atomes :



Lorsqu'un atome(ou une molécule) a absorbé suffisamment d'énergie pour qu'un de ces électrons s'échappe à l'infinie, On dit que cet atome(ou cette molécule) à été ionise, son énergie interne s'est accrue de d'énergie d'ionisation [1].



L'attachement électronique est d'autant plus important que la molécule présente une plus grande affinité électronique. Le processus d'attachement des électrons est le suivant [1]:



B^{*} : Atome excité par l'énergie libérée lors de l'attachement de l'électron avec l'atome A.

La recombinaison est la neutralisation d'un ion positif par capture d'un électron ou d'ion négatif suivant le schéma ci-dessous [1].



I .2.3. Décharge de Townsend et critère d'auto entretien de la décharge

L'obtention d'un nombre d'électrons suffisant pour exciter le gaz de façon significative exige un mécanisme de multiplication. Si l'énergie d'un électron est supérieure à l'énergie d'ionisation d'une molécule, alors un choc inélastique est susceptible de libérer un électron par ionisation. L'électrons obtenu par ionisation est alors accéléré par le champ électrique et peut à son tour ioniser de nouvelles molécules.

Townsend à proposer en 1914 l'introduction d'un coefficient d'ionisation« α » appelé premier coefficient de Townsend en vue de traduire mathématiquement ce phénomène d'ionisation. Ce coefficient dépend du champ réduit « E/N » (avec N désignant la densité du gaz) et de « $1/\alpha$ » qui représente le libre parcours moyen d'un électron entre deux collisions ionisantes. L'apparition d'un électron primaire au niveau de la cathode se traduit par l'arrivée de « $\exp(\alpha d)$ » électrons au

niveau de l'anode. Ce processus est appelé «avalanche électronique» [1]. Ceci est illustré sur la figure I.1

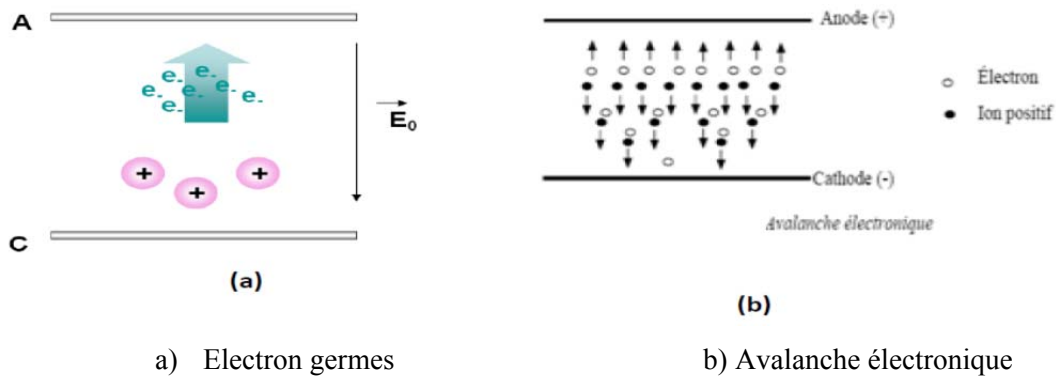


Figure I.1. Diagramme schématisé d'une avalanche électronique.

La relation de Townsend s'écrit alors :

$$I = I_0 \exp(\alpha d) \quad \text{I.5}$$

Avec:

I : Courant (A).

I_0 : Courant initial dû aux électrons primaires (A)

d : Distance inter électrodes (m).

α : Premier coefficient de Townsend (m^{-1}).

En dehors de ce mécanisme de multiplication des électrons proposé par Townsend, des électrons secondaires peuvent être émis par impact d'ions positifs « M^+ » sur la cathode ou par impact de photons émis par désexcitation radiative après impact électronique. La probabilité de produire ainsi des électrons secondaires se traduit par le critère d'auto-entretien de la décharge, où la condition d'apparition d'une décharge disruptive autonome (claquage) s'écrit [1]:

$$\gamma \cdot (\exp(\alpha d) - 1) = 1 \quad \text{I.6}$$

Comme ce mécanisme est consommateur d'électrons, il est considéré comme compétitif du mécanisme d'ionisation. Pour prendre en compte ce phénomène, il convient alors d'introduire dans la relation de Townsend une probabilité d'attachement d'électrons « η » [1]:

$$I = I_0 \cdot \exp^{(\alpha - \eta)d} \quad \text{I.7}$$

Le critère d'auto-entretien de la décharge s'écrit donc :

$$\gamma \cdot (\exp^{(\alpha - \eta)d} - 1) = 1 \quad \text{I.8}$$

Et par conséquence on a [1]:

- ✓ Si $\gamma \exp^{ad} < 1$: La décharge est dite non autonome car elle ne peut se maintenir d'elle-même.
- ✓ Si $\gamma \exp^{ad} = 1$: La décharge est autonome, c'est-à-dire qu'elle peut se maintenir en l'absence d'une source extérieure de production de charges.
- ✓ Si $\gamma \exp^{ad} > 1$: Le processus des avalanches successives est cumulatif et le courant de décharge croît d'autant plus rapidement que « \exp^{ad} » dépasse l'unité [1].

a. Limite du critère de Townsend

Le mécanisme d'avalanche décrit par Townsend ne conserve sa validité que pour des valeurs de produits « $p \cdot d$ » inférieures à 200 torr. Au-delà, l'expérimentation montre qu'il se produit des phénomènes peu compatibles avec le mécanisme d'avalanche de Townsend [1].

- A partir de l'instant où le critère de Townsend est satisfait, un temps minimum est nécessaire pour que puissent apparaître les mécanismes secondaires d'ionisation.

- La densité du courant de décharge croît avec la pression, la faible mobilité des ions positifs crée alors une concentration de la charge d'espace qui modifie le champ appliqué initialement, et donc la valeur du coefficient « α ». On peut alors réécrire le critère de Townsend sous la forme plus générale [1]:

$$\gamma \{ \exp(\alpha d) - 1 \} = 1 \quad \text{I.9}$$

I.2.4. Loi de Paschen

Paschen a établi une loi empirique de comportement des gaz, connue sous le nom de loi de Paschen. Cette dernière énonce que la tension disruptive (V_S) d'un gaz qui représente la tension à partir de laquelle une décharge est observée, entre deux électrodes parallèles dépend de la valeur du produit de la pression du gaz (p) avec la distance inter-électrodes (d) [1]:

$$V_S = f(p \cdot d) \quad \text{I.10}$$

$$V_S = \frac{B \cdot p \cdot d}{\ln(A \cdot p \cdot d) - \ln(\ln(1 + \frac{1}{\gamma}))} \quad \text{I.11}$$

Les constantes A et B, qui dépendent du gaz, peuvent être déterminées à partir du premier coefficient d'ionisation « α »:

Avec:

$$\alpha = A \cdot p \cdot \exp^{-B \cdot \frac{p}{E}} \quad \text{I.12}$$

La figure suivante montre l'allure de la tension de claquage en fonction du produit : pression distance pour différents gaz.

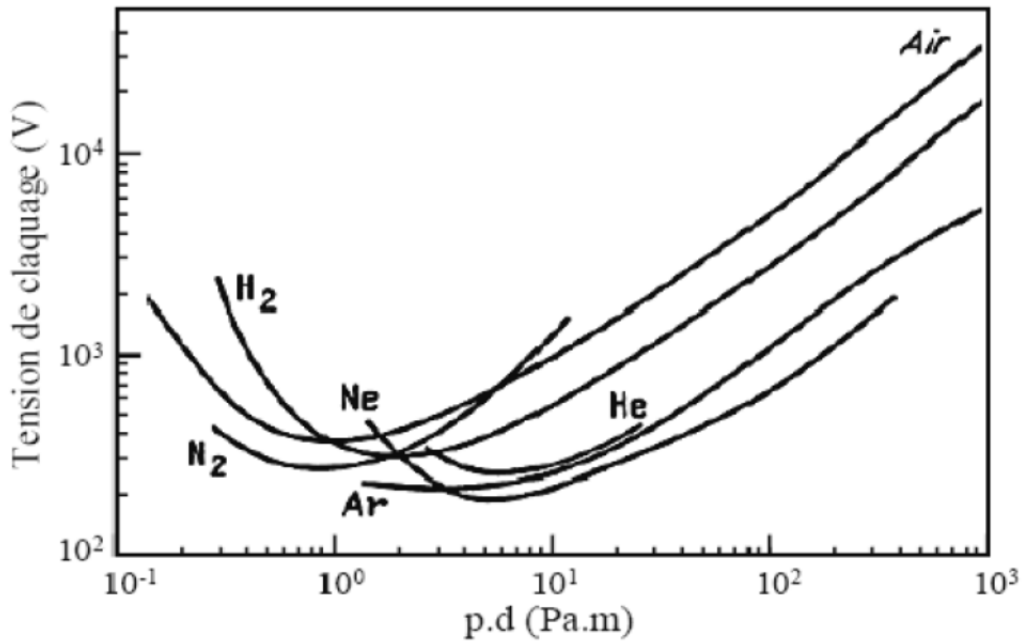
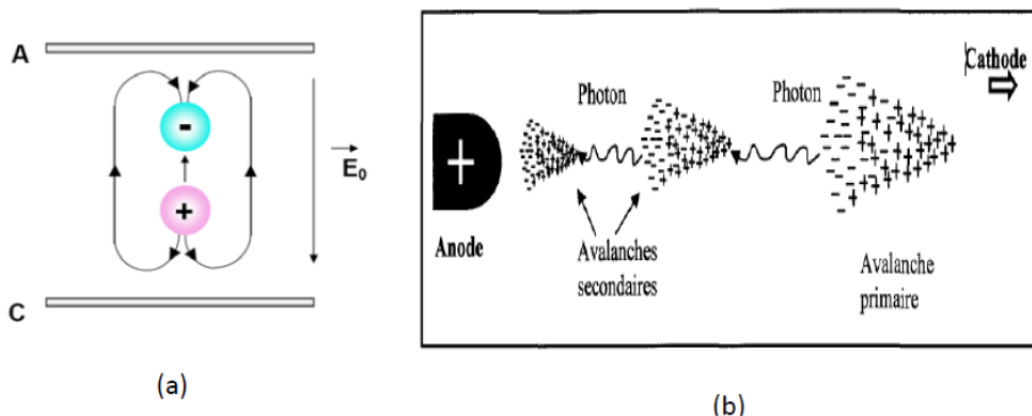


Figure I.2. Loi de Paschen pour différents gaz

I .2.5. Théorie des streamers

Dans un champ électrique suffisant pour créer l'amorçage, la vitesse des électrons est environ 100 fois supérieure à celle des ions positifs, si bien que l'avalanche se développe comme un nuage d'électrons laissant derrière lui des ions positifs quasi stationnaires, l'avalanche conduit alors à la formation d'une structure dipolaire comme le montre la figure I.3[1].



a) Séparation des électrons et des ions b) développement de la décharge

Figure I.3. Génération d'avalanches secondaires dans un processus de décharge positive.

Par conséquent la séparation des électrons et des ions génère une charge d'espace importante produisant un champ électrique «E» de structure dipolaire qui s'ajoute vectoriellement au champ extérieur. Le champ résultant est alors plus faible que champ initial « E_0 ».

Le taux d'ionisation, croît avec le champ électrique et augmente à la tête de l'avalanche, tandis qu'il diminue à l'intérieur de celle-ci par le développement du champ résultant. C'est l'affaiblissement du champ dans l'avalanche qui favorise la formation d'un plasma quasi-neutre. Les processus d'évolution des streamers sont représentés sur la figure (I.4) [1].

Si le streamer ainsi formé se dirige vers la cathode, il est dit cathode-directe ou positif. Dans le cas contraire, on parle d'anode-directe streamer, la situation intermédiaire restant possible [1].

Si l'on considère le cas d'une cathode-directe streamer, lorsque l'avalanche a atteint l'anode, les électrons commencent à plonger dans le métal de l'électrode. Les ions positifs forment une charge d'espace importante qui renforce l'effet du champ résultant. On émet alors l'hypothèse d'un mécanisme prédominant résidant dans la photo-ionisation par des photons énergétiques produits par l'avalanche avec des atomes excités. Les électrons ainsi formés au voisinage de l'avalanche génèrent des avalanches secondaires se dirigeant vers le sillon du nuage sous l'effet du champ résultant décrit précédemment. Ces nouvelles avalanches rejoignent l'avalanche primaire pour former un plasma quasi-neutre de plus grande étendue dans la direction de la cathode. Un canal de plasma neutre reliant les électrodes s'est formé, se comportant électrostatiquement comme un fil métallique, ce qui a pour effet de diminuer le champ électrique entre les électrodes par la polarisation du conducteur. Les avalanches secondaires dues à la photo-ionisation sont attirées par le canal, ce qui limite sa croissance. Ainsi la formation du streamer est possible lorsque le champ «E» dû à la charge d'espace est plus important que le champ extérieur, afin que les avalanches secondaires se dirigent vers l'avalanche primaire [1].

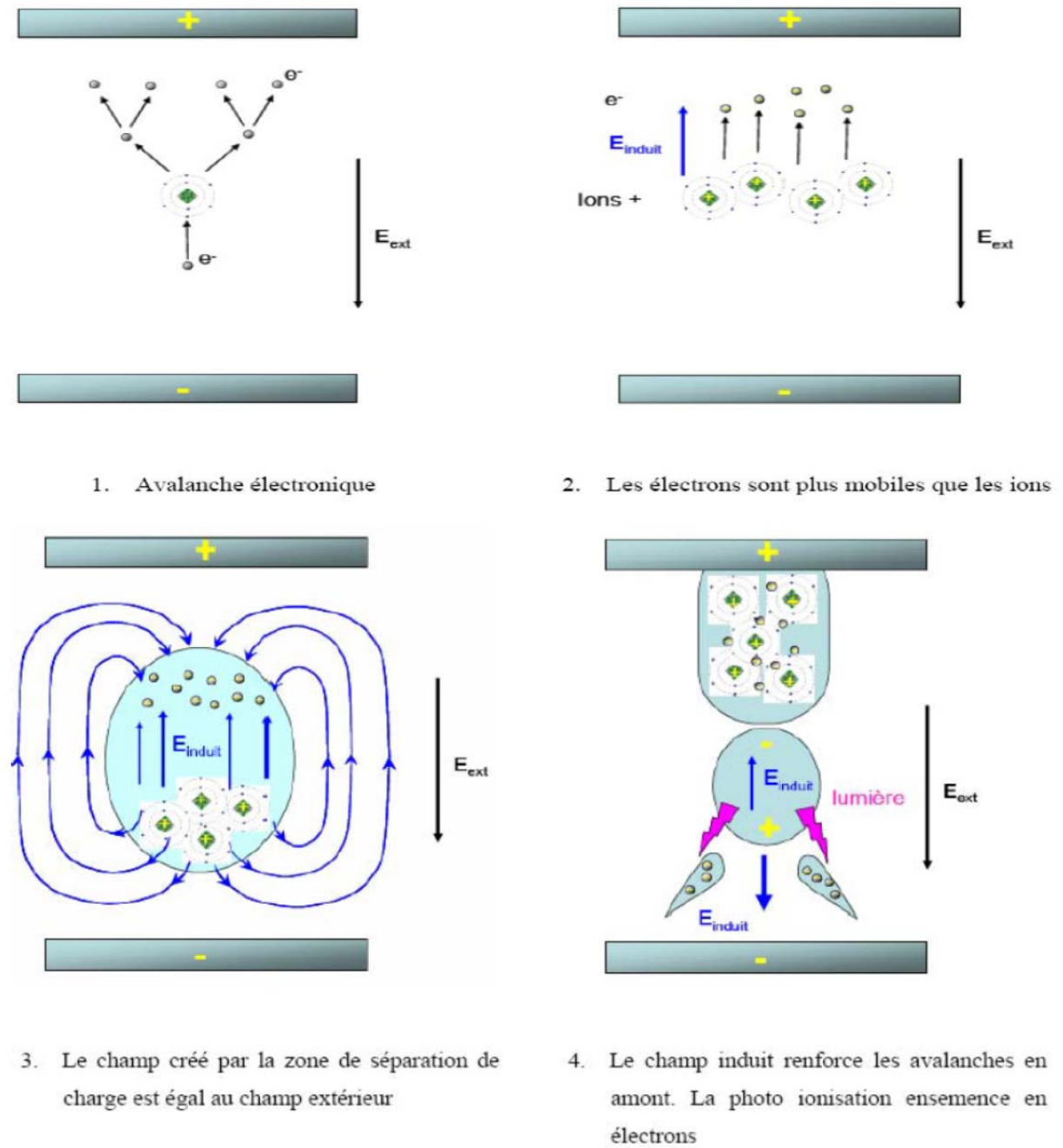


Figure I.4. Etapes de développement successives d'un streamer.

On en déduit un critère de formation s'écrivant [1]:

$$E' = \frac{E}{R^2} \exp(\alpha d) \tag{I.13}$$

Où:

R : Rayon de la tête de l'avalanche.

I .2.6. Décharge électrique dans les systèmes d'électrodes (pointe-plan)

En général, dans le cas d'une configuration pointe - plan et d'un gaz électronégatif (comme par exemple le SF₆) ou d'un gaz contenant un certain pourcentage de molécules électronégatives (air, mélanges SF₆-N₂ ou SF₆-CO₂, etc.), l'espace inter-électrodes peut être considéré comme divisé en deux zones: la première, voisine de la pointe où l'ionisation est supérieure à l'attachement électronique (zone de multiplication électronique), et la seconde où les phénomènes d'attachement sont prépondérants[6]. Dans cette zone (zone de dérive ionique), les ions (de même polarité que le potentiel appliqué à la pointe) dérivent vers l'électrode plane sous l'effet du champ électrique. Les décharges s'amorcent ainsi à la pointe sous l'effet du champ électrique très intense qui y règne et leur évolution est caractérisée par la propagation de canaux ionisés appelés streamers [6].

Les conditions d'établissement des décharges et leur évolution (décharges couronne → décharges partielles → claquage) dépendent d'un grand nombre de paramètres: nature et pression du gaz utilisé, nature des électrodes, polarité et amplitude de la tension appliquée, rayon de courbure de la pointe et distance inter électrodes [6].

I.2.6.1. Paramètre que influent sur décharge pointe-plan

Comme mentionné précédemment, le comportement du SF₆ dépend particulièrement des phénomènes qui modifient le champ car son coefficient d'ionisation effectif augmente très rapidement en fonction de ce dernier [6].

a. Influence des particules métalliques

Lors de la conception, du contrôle ou de la maintenance des systèmes électriques isolés au gaz, des particules étrangères (métalliques) de différentes tailles peuvent apparaître dans l'enceinte du système (entre les électrodes). Une variation de tension provoque le déplacement de ces particules dans l'intervalle inter-électrode causant ainsi la modification du champ appliqué et favorisant la décharge[6].

b. Influence de la géométrie des électrodes

Le matériau de l'électrode, principalement celui de la cathode, influe sur la décharge, surtout dans les configurations réelles où la pression et le champ sont élevés. Sous champ élevé, l'augmentation de l'aire de l'électrode se traduit par une diminution de la tension d'amorçage[6].

c. Influence des impuretés du gaz

En champ uniforme ou quasi-uniforme, les impuretés gazeuses, qu'il s'agisse de l'air ou de l'azote, n'ont pas beaucoup d'influence sur la tension d'amorçage. Pour s'affranchir de ces

facteurs (particules, protubérances et impuretés gazeuses) préjudiciables pour la tenue diélectrique du SF₆, on utilise le conditionnement. En effet, avant la mise en service d'un système à isolation gazeuse, on procède à un conditionnement afin de supprimer toutes sources éventuelles d'amorçage anormal (particules métalliques, protubérances et impuretés)[6].

d. Influence de la tension

L'apparition et le développement d'une décharge électrique dans un gaz contenant dans une géométrie d'électrodes (pointe-plan) dépend directement de la forme tension appliquée aux électrodes [6].

e. Influence de la pression du gaz

Une augmentation de la pression du gaz s'accompagne en général d'une augmentation de la tension de claquage. Une exception importante à cette règle se manifeste avec les gaz électronégatifs. Dans ce cas, la tension de claquage passe d'abord par un maximum, puis décroît jusqu'à une certaine valeur critique de la pression. Au-dessus de cette pression critique, la tension croît à nouveau [6].

I .3.Gaz Electronégative

La diminution d'électrons dans le gaz, grâce à l'attachement aux atomes, rend le claquage plus difficile, pour cette raison, les gaz électronégatifs sont les meilleurs isolants gazeux utilisés dans l'isolation haute tension. Pour ce type de gaz, les molécules se combinent facilement avec les électrons libres et peuvent absorber une partie de l'énergie de l'électron incident [7].

I .3.1. Hexafluorure de soufre (SF₆)

L'hexafluorure de soufre est le résultat de la synthèse directe à partir du fluor et du soufre fondu. C'est un gaz incolore, sans odeur, inerte, ininflammable et très stable chimiquement jusqu'à 800°C. Il est non toxique mais cependant ses produits de décomposition dus aux décharges électriques peuvent l'être [8].

Découvert par Henri Moissan et Paul Lebeau en 1901, le SF₆ est utilisé depuis les années cinquante comme gaz d'isolation dans les appareils industriels haute tension. De nombreuses études ont démontré ses excellentes propriétés diélectriques, thermiques et physiques mais aussi sa remarquable capacité d'extinction de l'arc électrique lors des manœuvres de coupure réalisées sur les disjoncteurs. L'expérience pratique a aussi démontré une bonne fiabilité des appareils isolés avec du SF₆ [8].

L'hexafluorure de soufre (SF₆) est l'un des gaz les plus utilisés dans l'industrie électrique (80% environ). Sa grande qualité d'isolation (bonne tenue diélectrique), son aptitude à ne pas

entretenir l'arc électrique et son excellente stabilité chimique et thermique font de lui un gaz de premier plan pour les applications industrielles (disjoncteurs, commutateurs, transformateurs haute tension, lignes de transmission et sous-stations de distribution ...)[8].

L'hexafluorure de soufre est considéré comme étant un composé complètement fluoré (CCF). Puisque les CCF ont des longévités atmosphériques pouvant aller jusqu'à plus de 3000 ans, le SF6 pourrait donc contribuer de façon permanente à l'échauffement global du climat si les émissions continuent de croître. Le potentiel d'échauffement global (PEG) du SF6 est 23900 fois supérieures à celui du CO2 pris comme référence PEG=1 [8].

Grâce au caractère électronégatif du fluor, la molécule du SF6 a tendance à capturer les électrons pour former des ions négatifs. Sa section efficace élevée permet de ralentir (lors des collisions) les électrons libres subsistant dans le volume, ce qui les empêche d'être trop rapidement accélérés sous l'action du champ électrique retardant ainsi le développement de la décharge. Cette affinité électronique et cette grande section efficace (taille), confèrent au SF6 une rigidité diélectrique élevée [6].

I.4. Conclusion

Ce premier chapitre nous a permis de faire un point sur les différents paramètres et mécanismes à l'origine de la formation et la propagation de la décharge électrique dans les gaz en particulier SF6 qui est concerné par notre travail.

Le chapitre suivant sera consacré à la description des réseaux de neurones artificiels (RNA) ainsi que la présentation de différents termes et paramètres utilisés dans les applications de cette technique d'intelligence artificielle.

CHAPITRE II : RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

II.1 Introduction

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti et composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones) opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids [4].

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée [4].

Dans ce chapitre nous présenterons l'essentiel à connaître sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour atteindre l'objectif de notre travail.

II.2 Neurone biologique

Le neurone biologique possède trois principales composantes: les dendrites, le corps cellulaire et l'axone (voir Figure (II.1)). Les dendrites forment un maillage de récepteurs nerveux qui permettent d'acheminer vers le corps du neurone des signaux électriques en provenance d'autres neurones. Celui-ci agit comme une espèce d'intégrateur en accumulant des charges électriques. Lorsque le neurone devient suffisamment excité (lorsque la charge accumulée dépasse un certain seuil), par un processus électrochimique, il engendre un potentiel électrique qui se propage à travers son axone pour éventuellement venir exciter d'autres neurones[9]

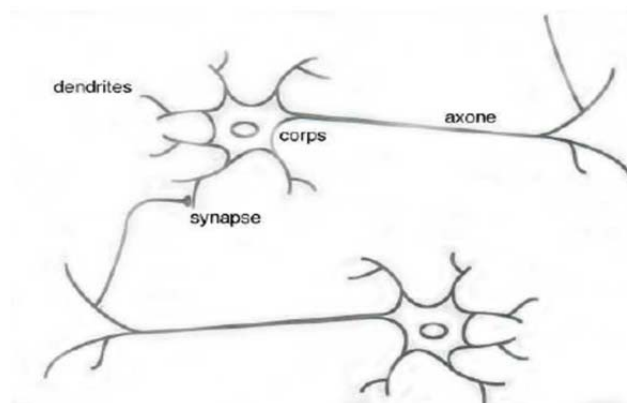


Figure II.1 Schéma représentatif de la structure du neurone biologique

Le point de contact entre l'axone d'un neurone et la dendrite d'un autre neurone s'appelle la synapse. Il semble que c'est l'arrangement spatial des neurones et de leur axone, ainsi que la qualité des connexions synaptiques individuelles qui détermine la fonction précise d'un réseau de neurones biologique[9].

II.3. Neurone artificiel

McCulloch et Pitts en 1943 ont implémenté un système de réseaux neuronaux artificiels, qui est analogue aux neurones biologiques fondée sur une structure complexe (tableau II.1)[10].

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

Tableau II.1. Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.

Un neurone artificiel est présenté graphiquement comme indiqué sur la figure (II.4). Cette représentation est à l'origine de la première vague d'intérêt pour les neurones formels, dans les années 1940 à 1970 (McCulloch et al., 1943), (Minsky et al., 1969)[3].

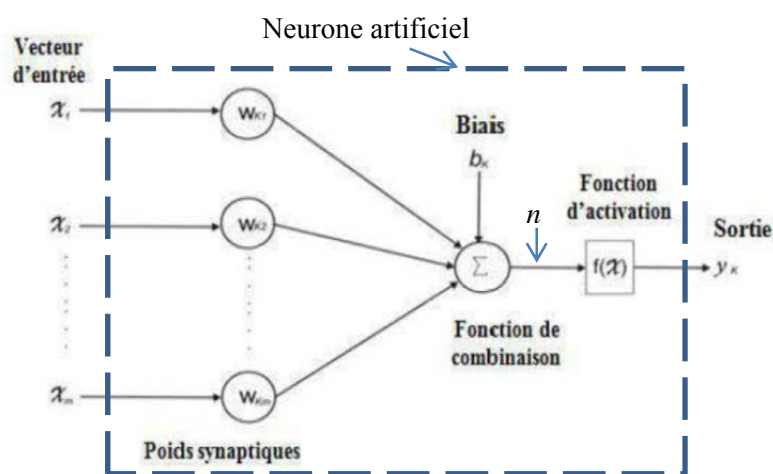


Figure II.2. Structure d'un neurone artificiel

Un neurone artificiel reçoit des entrées sous forme vectorielle puis il calcule une somme pondérée de ses entrées pour que le résultat passe ensuite par la fonction d'activation afin de créer une sortie. La somme pondérée n de ses entrées est ensuite transformée par une fonction de transfert f qui produit la sortie du neurone [11].

Pour pouvoir simuler un réseau de neurones, on doit supposer que tous les neurones sont synchrones, c'est-à-dire qu'à chaque temps t , ils vont simultanément calculer leur somme pondérée et produire une sortie $s(t)=f(n(t))$. Dans les réseaux biologiques, tous les neurones sont en fait asynchrones [9].

Les R entrées du neurone correspondent au vecteur $P = [P_1 P_2 \dots P_R]$, alors que $w = [w_{1,1} w_{1,2} \dots w_{1,R}]$ représente le vecteur des poids du neurone. La sortie n de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante [11]:

$$n = \sum_{j=1}^R w_{1,j} P_j - b \quad \text{II.1}$$

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat n de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif[11].

Le neurone artificiel réalise alors trois opérations sur ses entrées:

Pondération: multiplication de chaque entrée par un paramètre appelé poids de connexion.

Sommation: une sommation des entrées pondérées est effectuée.

Activation: passage de cette somme dans une fonction, appelée fonction d'activation[3].

II.3.1. Poids de connexion

Est un nombre réel $w_{i,j}$ associé à la connexion entre le neurone i et le neurone j . Il est aussi appelé poids synaptique [12].

Un poids d'un neurone artificiel représente donc l'efficacité d'une connexion synaptique. Un poids négatif vient inhiber une entrée, alors qu'un poids positif vient l'accentuer. Il importe de retenir que ceci est une grossière approximation d'une véritable synapse qui résulte en fait d'un processus chimique très complexe et dépendant de nombreux facteurs extérieurs encore mal connus [12].

II.3.2. Les entrées

Elles peuvent être :

- Booléennes.
- Binaires (0 1) ou Bipolaire (-1 1).

- Réelles. [12]

II.3.3.Fonction d'activation

La fonction d'activation (ou fonction de transfert) sert à convertir le résultat de la somme pondérée des entrées d'un neurone en une valeur de sortie, cette conversion s'effectue par un calcul de l'état du neurone en introduisant une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone [10].

Le biais b joue un rôle de seuil, quand le résultat de la somme pondérée dépasse ce seuil, l'argument de la fonction de transfert devient positif ou nul; dans le cas contraire, il est considéré négatif. Finalement si le résultat de la somme pondérée est [10]:

1. en dessous du seuil, le neurone est considéré comme non-actif
2. aux alentours du seuil, le neurone est considéré en phase de transition.
3. au-dessus du seuil, le neurone est considéré comme actif

Il y a plusieurs types de fonctions de transfert qui peuvent être utilisées dans les RNA, les fonctions d'activation souvent utilisées sont représentées ci-dessous:

a. Fonction non linéaire sigmoïde

La fonction non linéaire sigmoïde est fréquemment utilisée dans les RNA, particulièrement dans les réseaux utilisant l'algorithme de rétro-propagation car contrairement à la fonction sigmoïde, les autres fonctions donnent seulement une sortie binaire ce qui rend plus difficile à estimer les poids optimaux [10].

La fonction sigmoïde est définie par :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

II.2

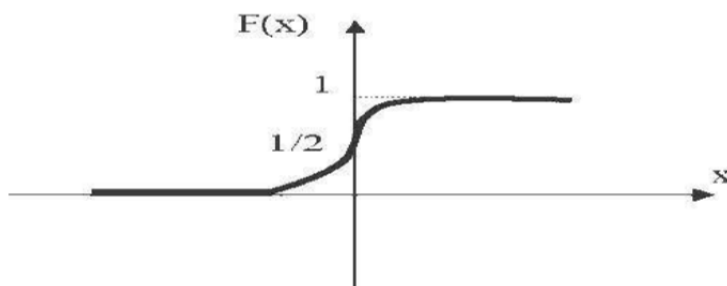


Figure II.3. Fonction sigmoïde

b. Fonction à seuil

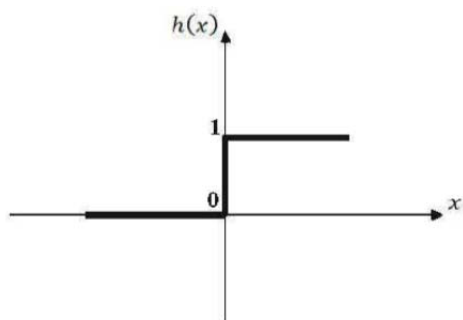
On peut citer comme exemple la fonction Heaviside et la fonction Signe qui sont définies respectivement comme suit[10] :

Fonction Heaviside:

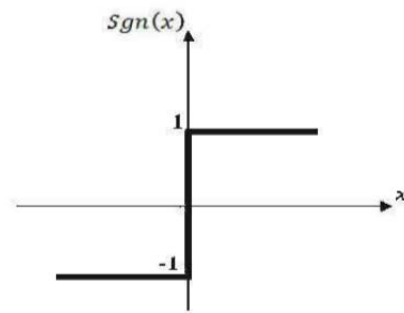
$$\mathbf{h(x)} = \begin{cases} \mathbf{1} & \text{si } x \geq 0 \\ \mathbf{0} & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{II.3}$$

Fonction Signe:

$$\mathbf{sgn(x)} = \begin{cases} \mathbf{+1} & \text{si } x \geq 0 \\ \mathbf{-1} & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{II.4}$$



a) Fonction Heaviside



b) Fonction Signe

Figure II.4. Fonction d'activation

c. Fonction linéaire à seuil

On peut la définir comme suit [10] :

$$\mathbf{F(x)} = \begin{cases} \mathbf{x} & \text{si } x \in [u, v] \\ \mathbf{v} & \text{si } x \geq v \\ \mathbf{u} & \text{si } x \leq u \end{cases} \quad \text{II.5}$$

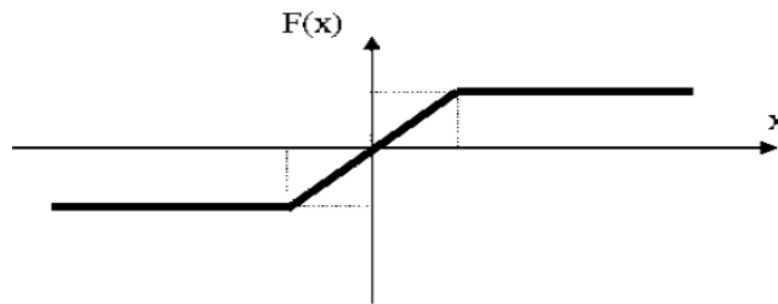


Figure II.5. Fonction linéaire à seuil

II.4. Réseau de neurone artificiel

Le système des RNA est considéré comme un arrangement d'éléments de structure identique appelés neurones interconnectés par analogie avec cellules du système nerveux humain. Il est composé également d'une succession de couches connectées de manière à ce que chaque neurone tienne son entrée de la sortie du neurone précédant. Chaque neurone dans ce cas fonctionne indépendamment par rapport aux autres afin que l'ensemble forme un système compact. L'information est emmagasinée de façon répartie dans le réseau sous forme de coefficients synaptiques. Le neurone formel calcule régulièrement un résultat qu'il transmet ensuite aux neurones suivant, chaque calcul est associé à un poids qui définit la force de la connexion [10].

Les caractéristiques essentielles d'un réseau de neurones sont :

- *son architecture* (topologie): type d'interconnexion, choix de fonction de transfert
- *son mode d'apprentissage*, c'est-à-dire comment estimer ou apprendre les poids.

II.4.1. Propriétés

Les Réseaux de Neurones Artificiels sont considérés comme des simulateurs du système biologique. Ils doivent prendre en considération les points suivants [13] :

- ✓ **Le parallélisme** : Les Réseaux de Neurones Artificiels sont constitués à base de neurones simples fortement interconnectés, dont le but est la réalisation d'une fonction de type bien défini ce qui rend le traitement de l'information massivement parallèle [13].
- ✓ **Les poids synaptiques** : La pondération des liaisons synaptiques entre les neurones influe sur l'efficacité et la fiabilité du réseau du point de vue rapidité et exactitude des résultats fournis [13].
- ✓ **L'apprentissage** : L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des Réseaux de Neurones Artificiels, elle ne concerne cependant pas tous les

modèles mais les plus utilisés, son principal problème est d'arriver à trouver un ensemble de valeurs d'entrées des connexions afin d'atteindre les résultats voulus [13].

II.4.2. Topologies

On appelle topologie des réseaux la façon dont les neurones sont connectés entre eux à travers les différentes couches. En général on peut distinguer deux grandes classes de Réseaux de Neurones Artificiels selon leurs topologies : les réseaux à couches qui sont des réseaux de neurones dans lesquels l'information se propage couche par couche sans retour en arrière possible et les réseaux récurrents qui sont des réseaux de neurones dans lesquels il y a une liaison vers l'arrière. Les connexions de ces réseaux forment des boucles. Ainsi la fonction d'activation peut circuler le long de ces boucles et affecter le réseau pendant une période arbitrairement longue [13].

Pour cette raison les comportements des réseaux récurrents sont potentiellement plus complexes que ceux des réseaux à couches. La **Figure II.6** présente les différentes topologies d'un Réseau de Neurones Artificiels [13].

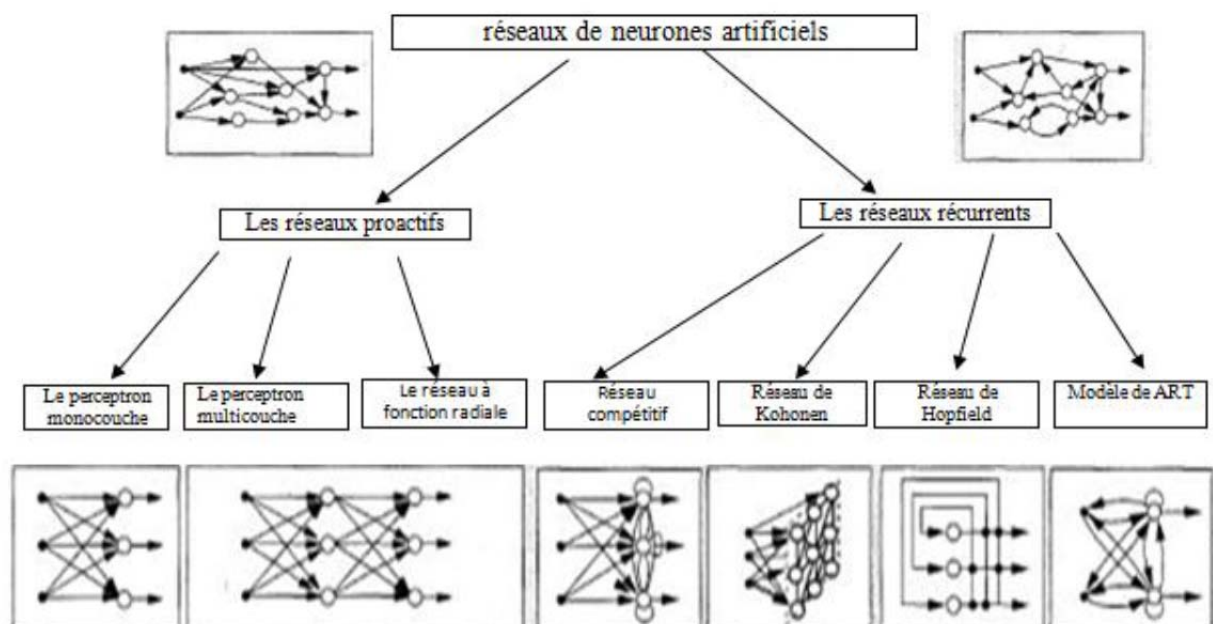


Figure II.6. Topologies des Réseaux de Neurones Artificiels

a. Réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé; appelé aussi réseau statique, est un réseau dont le graphe des connexions est acyclique: si l'on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. Il réalise une fonction algébrique linéaire de ses entrées.

En fonction de la topologie des connexions entre neurones, on distingue deux catégories de réseaux non bouclés: les réseaux à couches et les réseaux à fonctions radiales [14].

a.1. Réseaux à couches

a.1.1. Perceptron monocouche

C'est historiquement le premier réseau de neurones artificiel: C'est le perceptron de Rosenblatt. Il est constitué en fait d'un seul neurone et permet de résoudre des opérations logiques simples. Il est cependant très limité vu qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables [14].

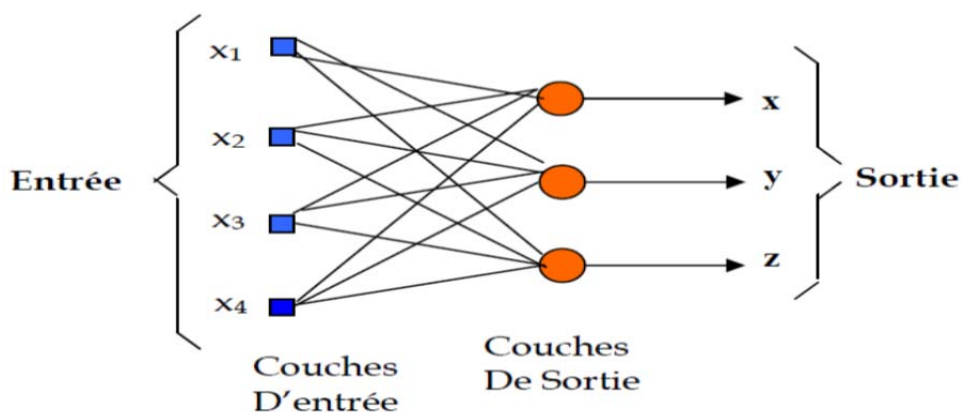


Figure II.7. Réseau non bouclé Mono-Couche

a.1.2. perceptron multicouches

Le perceptron multicouches ou bien MLP est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Les neurones de la première couche sont reliés au monde extérieur et reçoivent tous le même vecteur d'entrée (c'est en fait l'entrée du réseau). Ils calculent alors leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la deuxième couche... etc. Les sorties des neurones de la dernière couche forment la sortie du réseau [14].

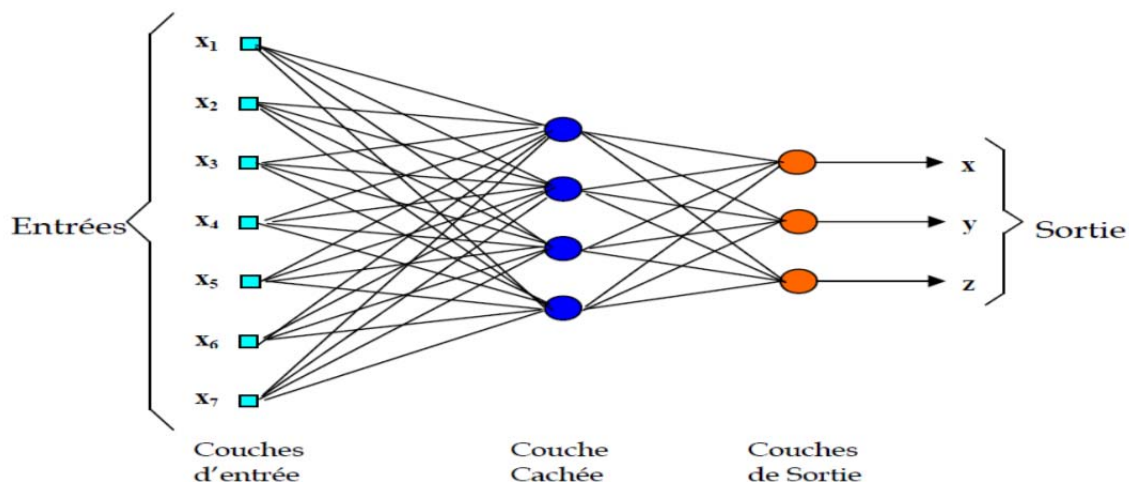


Figure II.8. Réseau non bouclé complètement connecté avec une seule couche cachée

a.2 Réseaux bouclés (récurrents)

Un réseau de neurones bouclé, appelé aussi réseau dynamique, est un réseau dont le graphe de connexions peut contenir des cycles. La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même; cela n'est évidemment concevable que si la notion du temps est explicitement prise en considération. Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurone bouclé, est associé un retard (entier positif ou nul).

Pour que le réseau soit causal, tout cycle du graphe des connexions d'un réseau de neurones bouclé doit comprendre au moins une connexion de retard non nul. De même, il a été montré que tout réseau de neurone bouclé, aussi complexe soit-il, peut être mis sous une forme canonique qui est une représentation d'état minimale. Elle est constituée d'un réseau non bouclé, et de connexions de retard unité ramenant les sorties de ce réseau vers ses entrées [14].

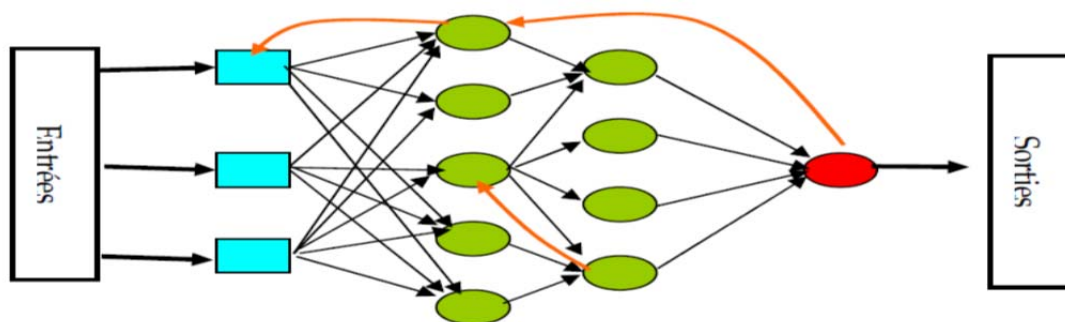


Figure II.9. Réseau de neurones bouclé

La figure **II.13** montre la forme canonique d'un réseau de neurones bouclé

II.5. Apprentissage

L'apprentissage est une étape très importante du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié itérativement jusqu'à l'obtention du comportement désiré, et ceci par l'ajustement des poids et les biais des neurones à une source d'information bien définie. Il existe plusieurs types de règles d'apprentissage qui peuvent être rassemblées en deux catégories qui sont l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé [4].

II.5.1. Apprentissage supervisé

Dans ce type d'apprentissage, on cherche à imposer au réseau un fonctionnement donné en forçant les sorties des réseaux à prendre des valeurs bien données. Après l'apprentissage, le réseau est testé en lui donnant seulement les valeurs d'entrée mais pas les sorties désirées, et en regardant si le résultat obtenu est proche du résultat désiré [4].

II.5.2. Apprentissage non supervisé

Contrairement à l'apprentissage supervisé, seules les valeurs d'entrée sont disponibles dans ce type d'apprentissage non supervisé qui est appelé aussi "apprentissage par compétition". Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto adaptation du réseau afin d'engendrer des valeurs de sortie qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrée similaires [4].

II.5.3. Algorithme d'apprentissage

Pour chaque type de réseaux de neurones artificiels, il existe des méthodes ou des algorithmes d'apprentissage permettant une modification des poids et de biais. On retrouve plusieurs algorithmes d'apprentissage tels que l'algorithme du perceptron, la règle d'apprentissage de Hebb, la règle d'apprentissage de Widrow-Hoff (règle Delta) ainsi que des algorithmes généralisés de Widrow-Hoff pour les réseaux multicouches (rétro propagation du gradient de l'erreur...)[4].

a. Algorithme de rétro-propagation du gradient de l'erreur

L'algorithme de rétro propagation procède à l'adaptation des poids neurone par neurone en commençant par la couche de sortie en calculant l'erreur à la sortie du réseau est de la transmise au sens inverse vers l'entrée. Plusieurs algorithmes sont utilisés pour l'adaptation des poids du réseau tels que la méthode de la descente du gradient (Delta), méthode de Newton et la méthode du gradient conjugué. Principalement, ces algorithmes adoptent une formulation itérative similaire [4]:

a.1. Algorithme

L'algorithme de rétro-propagation standard se résume donc à la série des étapes suivante[4]:

1. Présenter un vecteur d'entrée $\mathbf{X}_p = (X_{p,0,1}, X_{p,0,2}, \dots, X_{p,0,n})^t$ aux nœuds d'entrées puis initialiser les poids du réseau:
2. Pour chaque donnée d'entraînement \mathbf{n} :
 - (a)calculer les sorties en propageant les entrées vers l'avant ;
 - (b)Ajuster les poids en rétro propageant l'erreur calculée :

$$\mathbf{W}_{ji}(\mathbf{n}+1)=\mathbf{W}_{ji}(\mathbf{n})+ \Delta\mathbf{W}_{ji}(\mathbf{n})= \mathbf{W}_{ji}(\mathbf{n}) + \eta\delta_j(\mathbf{n}) \mathbf{y}_i(\mathbf{n}) \quad \text{II.7}$$

Où : δ_j représente le gradient d'erreur.

Et $\mathbf{y}_i(\mathbf{n})$ 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[4].

Pour calculer l'erreur quadratique moyenne, les erreurs individuelles (à la sortie du chaque neurone de sortie) sont tout d'abord élevées au carré, puis additionnées les unes aux autres. On divise ensuite le résultat obtenu par le nombre total d'erreurs individuelles, puis on en prend la racine carrée [4].

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les définitions essentielles relatives aux réseaux de neurones. Nous avons notamment distingué entre les réseaux de neurones non bouclés, statiques, qui réalisent des fonctions non linéaires et ceux bouclés, dynamiques, qui réalisent des équations aux différences non linéaires.

Nous avons aussi mis l'accent sur l'utilisation des réseaux de neurones comme outils de modélisation par apprentissage qui nécessite que l'on dispose de données suffisamment nombreuses et représentatives.

Le chapitre suivant sera consacré à la description de la méthodologie suivie pour l'utilisation des RNA pour la détermination de la tension de claquage dans SF6 contenant dans une configuration pointe-plan [3].

**CHAPITRE III : DETERMINATION DE LA TENSION
DE CLAQUAGE DU GAZ ELECTRONEGATIF SF6
EN UTILISANT LES RNA**

3III.1. Introduction

L'hexafluorure de soufre (SF₆) est le résultat de la synthèse directe du fluor et du soufre. Son aptitude à l'attachement des électrons ajoutés à sa taille relativement élevée, lui rendent un gaz possédant une grande rigidité diélectrique remarquable et des excellentes capacités d'extinction des arcs électriques. Il est utilisé dans les disjoncteurs à isolation gazeuse, ces derniers présentent un rapport qualité / prix nettement supérieur par rapport à ceux utilisant l'air ou l'huile comme isolant. Le SF₆ sous pression est aussi utilisé dans les lignes de transmission à haute tension, dans les condensateurs, dans les transformateurs de puissance et dans les postes blindés sous enveloppe métallique. Une des conséquences néfastes de l'utilisation du SF₆ dans l'industrie est sa contribution à l'effet de serre qui conduit au réchauffement de la planète, d'où la nécessité de s'orienter vers la recherche de gaz ou mélanges moins nocifs pour l'environnement. Parmi ces gaz de SF₆ est considéré comme un substitut probable[15].

L'obtention d'un modèle mathématique complet pour étudier le claquage les gaz en particulier les gaz électronégatifs est difficile, cela a poussé les chercheurs à introduire différentes méthodes et techniques remédier ce problème. L'intelligence artificielle (LF, RNA...etc.) est largement utilisée pour remédier les difficultés rencontrées lors de la modélisation mathématique des différents phénomènes. Dans ce chapitre nous ferons appel à la technique de RNA comme l'une des techniques de l'intelligence artificielle pour déterminer la tension de claquage du gaz électronégatif SF₆ qui est largement rencontré comme isolation dans le domaine de la haute tension et en particulier dans un système d'électrodes pointe-plan qui est aussi largement utilisée dans différentes applications comme : Filtre électrostatique, séparateurs électrostatiques , dépollution des gaz, parafoudre, ...etc. .

III.2. Détermination de la tension de claquage du gaz électronégatif SF₆ en utilisant les réseaux de neurones artificiels

Il n'y a pas de processus 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. Comme connu, les réseaux de type perceptron multicouche (PMC) sont les plus utilisés dans les études semblable à la nôtre, d'où le choix de ce type de réseau dans notre application. Nous utiliserons un apprentissage supervisé, par correction de

l'erreur où le signal d'erreur est rétro-propagé vers les entrées afin de mettre à jour les poids synaptiques [4].

III.3. Structure de réseaux de neurones

La mise en œuvre d'un RNA nécessite [3]:

- La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones.
- La détermination des entrées et des sorties du RNA.
- L'apprentissage.
- Architecture du réseau (nombre de couche cachées, neurones par couche).
- Evaluation des performances du RNA.

III.3.1. Implémentation et simulation

La simulation du notre **RNA** est effectuée en utilisant l'interface graphique « Neural Network Tool (nntool) » disponible sur Matlab.

La géométrie d'électrodes à étudier est de type pointe-plan contenant le gaz SF₆ comme isolant entre les électrodes. Nous considérons dans notre travail que deux paramètres qui influent sur le claquage de l'intervalle : qui sont la distance inter-électrodes et pression du gaz SF₆. Donc nous introduisons au RNA deux entrées (Pression et espace inter-électrodes) pour qu'il calcul à sa sortie la tension de claquage correspondante (une seule sortie).

La base de donnée utilisée est collectée de littérature en particulier la référence [16]

III.3.2.Choix des paramètres du réseau

Le choix des paramètres d'un réseau de neurones dépend principalement du problème à résoudre. Il n'existe pas de règle globale pour déterminer avec exactitude les paramètres à adopter pour résoudre un problème donné [17].

III.3.2.1. Architecteur

Le réseau utilisé est du type direct (propagation de l'information en avant sans liaison directes entre la sortie et l'entrée)

III.3.2.2.fonction d'activation

La fonction de transfert utilisée pour les couches cachées est la **sigmoïde**, puisque la rétro propagation nécessite des fonctions d'activation dérivables. Cette fonction est définie par [18]:

$$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad \text{III.1}$$

Fonction de transfert choisie pour la couche de sortie est linéaire, car la tension de claquage a des valeurs élevées, elle est définie par [18]:

$$F(x) = x \quad \text{III.2}$$

III.3.2.3. Modèle de réseau de neurone artificiel

Nous utiliserons un réseau de type perceptron multicouche à rétro propagation d'erreur, nous l'avons choisi pour sa simplicité, et sa fiabilité pour les problèmes de l'approximation et régression.

III.3.2.4. Apprentissage

Le type d'apprentissage utilisé par RNA qu'on a choisi est supervisé. Ces paramètres sont également importants et permettent d'affiner la configuration du réseau de neurones pour obtenir les meilleures approximations [18]. L'algorithme utilisé pour l'apprentissage de notre MLP porte le nom de rétro propagation du gradient de l'erreur.

Cet algorithme se résume donc, par les étapes suivantes [15]:

1. Initialiser les poids avec des valeurs aléatoires faibles.
2. Présenter les vecteurs d'entrée (la distance inter-électrodes et pression), ainsi que le vecteur de sortie désiré (tension de claquage).
3. Calculer la sortie du réseau.
4. Calculer l'erreur entre la valeur désirée et celle calculée par le réseau, ensuite l'erreur est propagé vers les neurones des couches cachées pour calculer le gradient des poids.
5. Ajuster les poids du réseau.
6. Présenter un autre vecteur et d'aller à l'étape 3.
7. fin.

III.4. Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire NNtool

Les paramètres du RNA introduits en utilisant l'utilitaire (NNTOOL) sont :

a. Input data

Introduire les entrées (vecteur de deux lignes qui contient le distance inter- électrode et la pression de SF₆).

b. Target data

Introduire la sortie (tension de claquage).

c. Training fonction

Représente l'algorithme d'apprentissage, Nntool offre les algorithmes suivant:

- **Trainlm** : Apprentissage par l'algorithme Levenberg- Marquardt.
- **Trainrp** : Apprentissage par l'algorithme résilient propagation.
- **Trainscg** : Apprentissage par le gradient conjugué (scg).

Nous utiliserons **Trainlm**

d. Adaptionlearningfunction

L'algorithme d'apprentissage incrémental, il peut être:

- **Learngd** (Gradient descent weight/bias learning function): l'algorithme d'apprentissage est la descente de gradient avec Pas d'apprentissage fixe.
- **Learngdm** (Gradient descent with momentum weight/bias learning function) : l'algorithme d'apprentissage est la descente de gradient avec pas d'apprentissage et momentum fixes.

Nous appliquerons l'algorithme d'apprentissage incrémental du type **Learngdm**.

e. Fonction de transfert

L'interface graphique dispose de trois fonctions d'activation dénommées dans Matlab comme suit:

Tansig : Fonction de transfert tangent sigmoïd 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.

Puisque 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 "S". 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 [4].

f. Performance function

Nntool nous offre la possibilité d'utiliser les fonctions de performance suivantes[4]:

1. Erreur quadratique moyenne MSE (Mean Squared Error).
2. Méthode hybride MSEREG (Version de MSE avec modérations des poids).
3. Somme des carrés des erreurs SSE (Sum of Squared Errors).

Dans notre travail, nous utiliserons **MSE** pour l'évaluation de l'erreur à la sortie du **RNA**.

III.4.1. Modèle de réseau de neurone

Notre RNA est caractérisé par les informations suivantes:

Paramètres de la structure et de l'apprentissage	
Nombre d'entrées	2(vecteur de 2x405) exemples.
Nombre de sortie	1 (vecteur de 1x 405) exemples.
Algorithme d'apprentissage	Fonction d'apprentissage Levenberg-Marquardt (TRAINLM).
Fonction d'ajustement des poids et seuils	LEARNGDM pour l'ajustement des poids par la descente du gradient avec momentum avec un pas d'apprentissage et un momentum fixes.
Fonction de Performance	Erreur quadratique moyenne (MSE).
Fonctions d'activation	Fonction de transfert sigmoïde (LOGSIG) pour les couches cachées. Fonction de transfert linéaire (PURELIN) pour la couche de sortie.

Tableau III.1. Paramètres du réseau de neurones artificiel utilisé.

La figure (III.1) montre les différents paramètres de notre RNA créé sous **NNTOOL**.

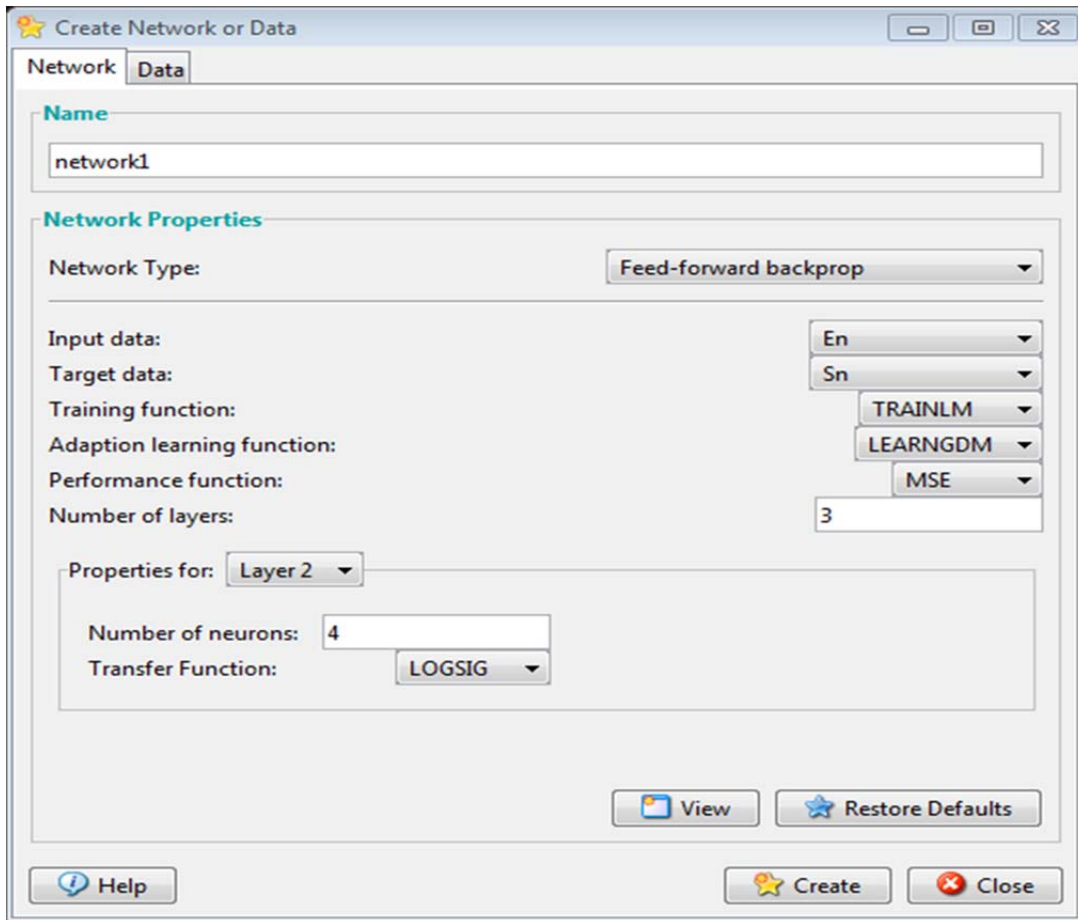


Figure.III.1. Paramètres de RNA introduits sous Nntool

Pour choisir le nombre adéquat de nombres de couches cachées et le nombre de neurones par couche, nous avons effectué une série de tests. Cette série est réalisée pour un nombre de neurones cachés variant entre 2 et 10 neurones (avec un pas de 02 neurones), et pour des couches cachées il varie entre 1 à 3. Le nombre d'itération est fixé à 1000 (valeur par défaut donné par nntool), l'erreur considérée est 10^{-4} . Le tableau (III.2) donne l'erreur calculée en variant les nombres de couches cachées et le nombre de neurones par couche, ce qui permet de mieux choisir ces deux nombre pour notre application.

Nombre de couches totales	Nombre de neurones par couche	$MSE_{Calculée}$
---------------------------	-------------------------------	------------------

2	2	0.01
	4	0.00175
	6	0.00141
	8	0.00103
	10	0.00126
3	2	0.000597
	4	0.000184
	6	0.00126
	8	0.000118
	10	0.000109
4	2	0.0295
	4	0.00120
	6	0.00118
	8	0.00115
	10	0.00102
5	2	0.000493
	4	0.00177
	6	0.00150
	8	0.00117
	10	0.000169

Table III.2. Détermination de nombre de couches cachées et nombre de neurones par couche.

La variation du nombre de neurones pour le cas de deux couches cachées montre que l'erreur diminue en augmentant le nombre de neurones cachés.

Pour le cas d'un et deux couches cachées on voit une diminution significative de l'erreur entre 6 et 10 neurones par couche. Cette diminution devienne importante si on considère 3 couches cachées et un nombre de neurones entre 4 et 10 par couche.

L'erreur atteint la précision imposée (10^{-4}) pour un nombre de couches cachées égale à 3 et un nombre de neurones par couche égale à 10.

En analysant ces résultats, alors notre réseau a les paramètres suivants:

Nombre de couche	(5 couches).
Nombre de neurone de couche	(5 neurones).
Nombre de neurone de la couche de sortie	(1 neurones).
Fonction d'activation de la couche cachée	(fonction sigmoïde).
Fonction d'activation de la couche de sortie	(fonction linéaire).
Trainlm	l'algorithme d'apprentissage.
Nombre d'itération	1000
Erreur désirée	0.0001

Tableau III.3. Condition de création le RNA

La figure (III.2) montre l'architecture du RNA utilisé.

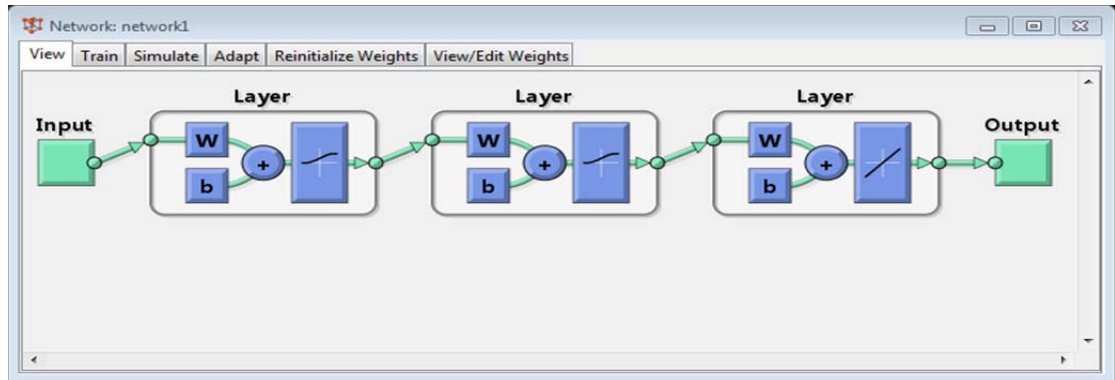


Figure III.2. Architecture du réseau

La figure (III.3) donne la fenêtre d'apprentissage pour le dernier test effectué (nombre d'itération =1000, nombre de couche cachée=3 (nombre de couche totale =5) et nombre de neurone par couche cachée =10).

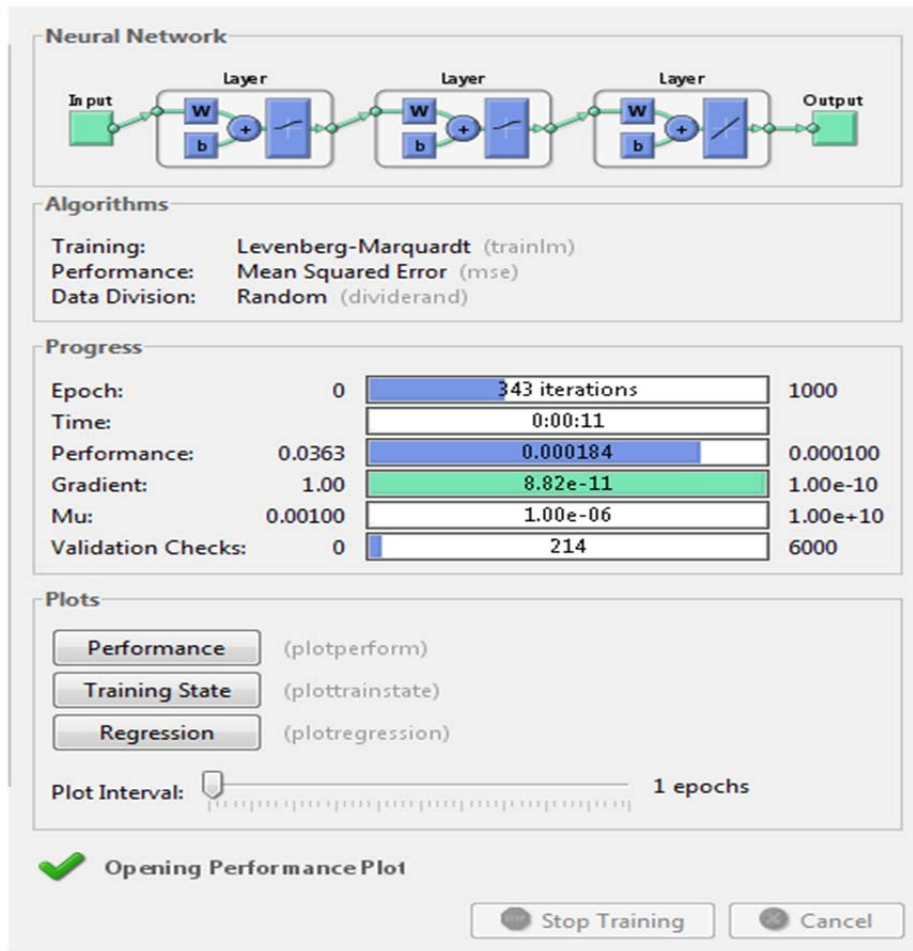


Figure III.3. Fenêtre de l'apprentissage de l'outil nntool dans le cas d'utilisation d'une 3 couche cachée et 10 neurones par couche.

Après avoir procédé à l'apprentissage. L'ensemble de la base de données totale (entrées et sorties) sera déviée aléatoirement comme suit : (70%) pour l'apprentissage, (15%) pour le test (15%) pour validation [19].

-La première, pour faire l'apprentissage.

-La deuxième, pour validation dans le but de vérifier la capacité de généralisation du réseau, et éviter par conséquent le sur-apprentissage du réseau.

-La dernière, de test et sert à évaluer les performances finales du réseau.

La figure précédente montre que, la condition d'arrêt de l'apprentissage est vérifiée après 343 itérations.

III.4.2. Graphe de l'erreur

Après la configuration du réseau. L'entraînement du RNA plusieurs fois donne la caractéristique de performance suivante:

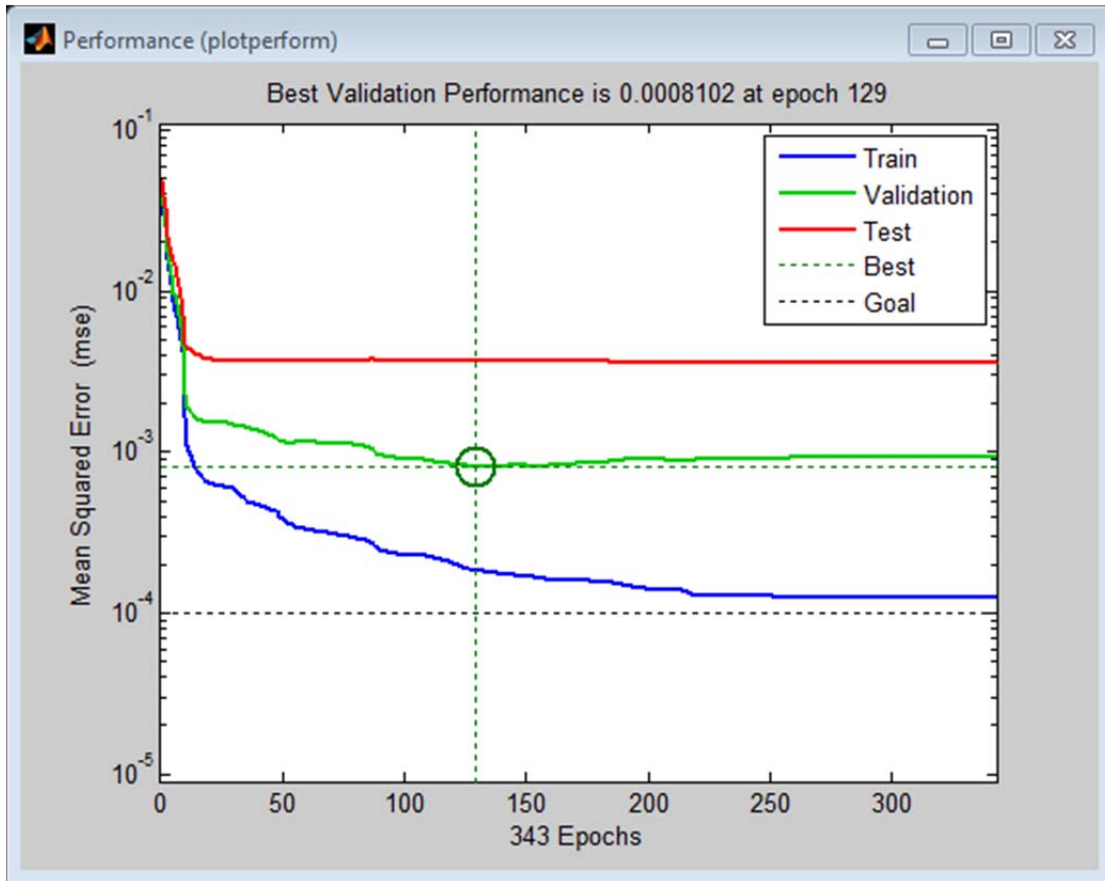


Figure III.4.Graphes de l'erreur quadratique moyenne (Apprentissage, test et validation).

Le réseau calcule les valeurs de la couche de sortie en fonction des vecteurs d'entrée.

L'erreur est la différence entre la valeur de sortie calculée par le réseau et la valeur désirée. à l'itération suivante, l'algorithme ajuste les poids synaptiques dans le but de converger vers les bonnes valeurs. L'algorithme s'arrête si l'erreur calculée est inférieure à l'erreur établie par l'utilisateur.

Dans nos tests la condition d'arrêt était définie par $\text{Erreur} < 0.0001$. D'après la figue (III.4), on constate que le nombre d'itérations pour que l'apprentissage satisfaisse la condition d'arrêt était l'itération 343.

III.4.3. Courbes de régression

Les courbes de régression (Figure III.5) permettent de valider la performance du réseau construit.

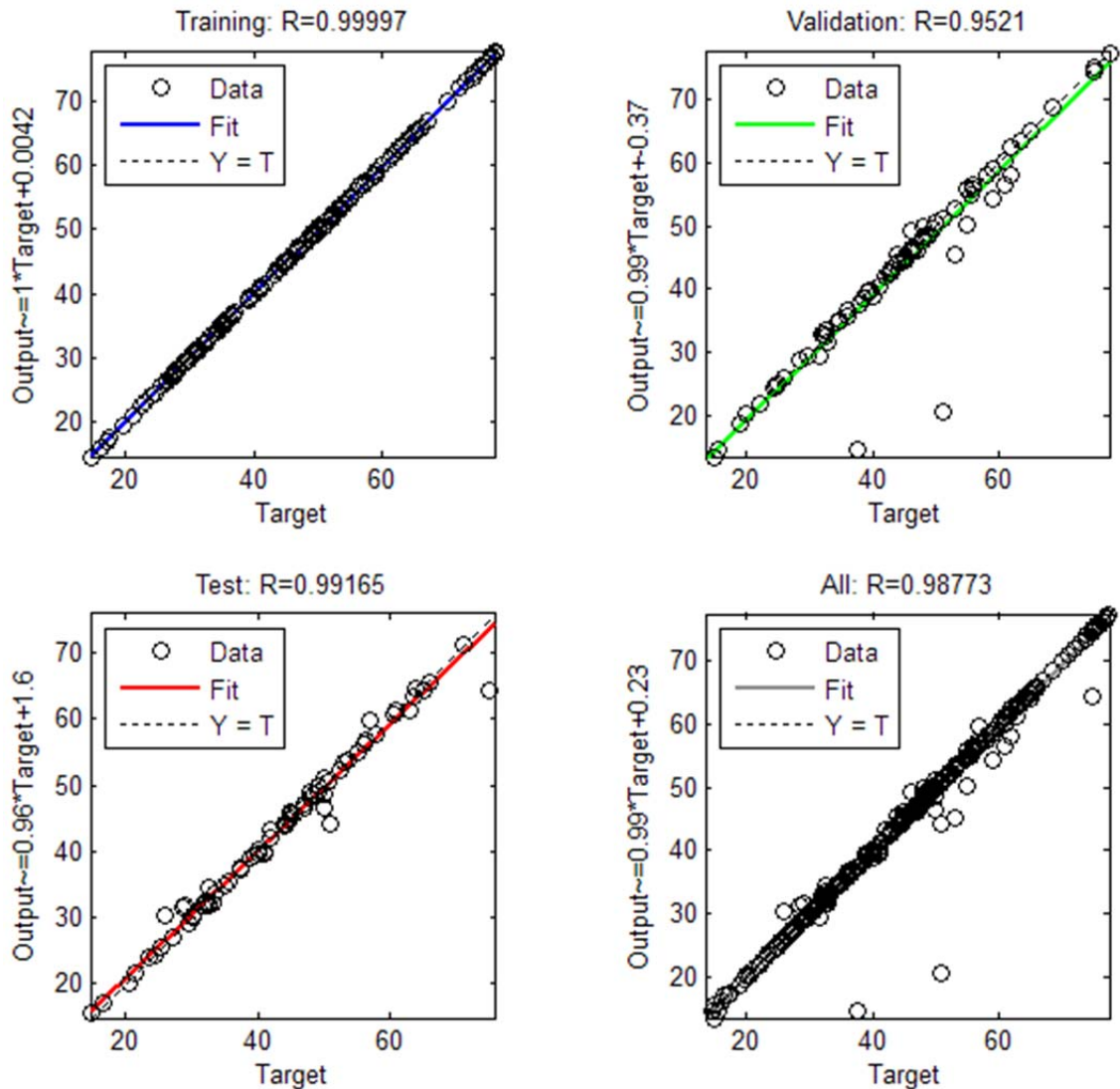


Figure III.5. Courbes de régression

Les valeurs en ordonnées représentent les sorties du réseau, pour les entrées de (l'apprentissage de validation, de test et pour l'ensemble). Les valeurs en abscisses représentent les valeurs désirées.

- Les cercles en noir représentent les valeurs désirées.
- Les droites continues représentent l'approximation faite par le réseau.
- Les droites en pointillé représentent la parfaite approximation [19].

On constate que :

- Les données de l'apprentissage sont classées à 99 %.
- Les données de validation sont classées à 95%.
- Les données de test sont classées à 99%.
- Globalement les données sont classées à 98%.

III.5. Comparaison des résultats

Après la détermination des caractéristiques du réseau, nous présentons au réseau des nouveaux exemples. Pour cela, on utilise la fonction simulation définie comme suit :

$En = \text{sim}(\text{RNA}, ([e1 \ e2]'))$

Avec

$e1$: la distance entre la pointe et le plan.

$e2$: pression de SF₆.

En : la sortie calculée par réseau.

III.5.1. Création de fonction « sim »

Pour appliquer la fonction **sim** il faut exporter RNA vers **workspace** du MATLAB.

III.6. Résultats

Nous présentons ci-après un tableau qui contient les tensions de claquage de SF₆ désirées (pratique) et celles calculées (prédites) par RNA pour différentes valeurs de pressions SF₆ et distance inter-électrodes de la géométrie pointe- plan. Les valeurs pratiques (désirées) sont issues de la référence [16].

A chaque moment de l'apprentissage d'un réseau neuronal peut être obtenu les différents résultats en raison de hasard poids initial et divers ensembles de l'apprentissage, de validation et de données de test. Par conséquent, réseau de neurone après l'apprentissage peut donner différentes sorties pour la même entrée. Afin de garantir obtenir une bonne précision de réseau neuronal, il doit être entraîné plusieurs fois. Dans cette étude, nous avons utilisé l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour vérifier les performances de la classification. Quand l'apprentissage a été achevé, nous avons vérifié la performance du réseau. Les résultats obtenus sont donnés dans le tableau III.3.

Distance	Pression	Tension de claquage calculée par (RNA)	Tension de claquage désirée	Erreur	Validité
5	135	18.228	18	1.25%	√
5	190	23.6142	23.75	0.57%	√
5	275	27.985	28	0.05%	√
5	480	36.394	36	1.08%	√
10	140	30.101	1	2.98%	√
10	245	32.48025	32.5	0.06%	√
10	330	37.57975	37	1.54%	√
10	480	49.26675	49.5	0.47%	√
15	155	54.4205	54	0.77%	√
15	215	45.446	46	1.21%	√
15	315	41.29975	41	0.72%	√
15	475	55.40475	55.5	0.17%	√
20	130	65.46425	65	0.70%	√
20	230	50.46025	4	2.89%	√
20	370	47.368	46.5	1.83%	√
2	475	60.19425	59.5	1.15%	√
25	130	75.83375	77	1.53%	√
25	235	65.4565	66	0.83%	√
25	370	45.88	47.5	3.53%	√
25	465	62.155	62.5	0.55%	√

Tableau III.4. Tableau de résultats

Les résultats présentés dans ce tableau montrent une grande précision de la détermination de la tension de seuil d'initiation de la couronne par notre RNA. Toutes les prédictions effectuées sont justes, ce qui donne un taux de réussite de prédiction de 100%. Ce qui prouve

l'efficacité du RNA dans le cas de notre étude où nous avons considéré que deux paramètres influençant le claquage de SF6 qui sont : la pression du SF6 et le distance inter-électrodes de la géométrie pointe –plan.

III.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la détermination de la tension de claquage du SF6 en utilisant les réseaux de neurone artificiels. SF6 compris entre les électrodes dans une configuration d'électrodes du type pointe-plan soumise à une tension continue positive.

- L'utilitaire Nntool sous MTLAB a démontré une grande efficacité et simplicité pour l'implémentation et l'utilisation des RNA dans notre cas d'étude.
- Les résultats obtenus concernent une géométrie d'électrodes pointe-plan ou le rayon de la courbure de la pointe est de 1 mm. Toute la base de données utilisée est collecté de la référence [16]. Le taux de réussite de l'application de RNA pour la détermination de la tension de claquage de SF6 est de 100% en comparant les résultats obtenus avec RNA avec ceux pratique, ce qui sonne un avantage double à cette technique d'intelligence artificielle en garantissant la sureté de résultats de calcul ainsi le temps de calculs.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

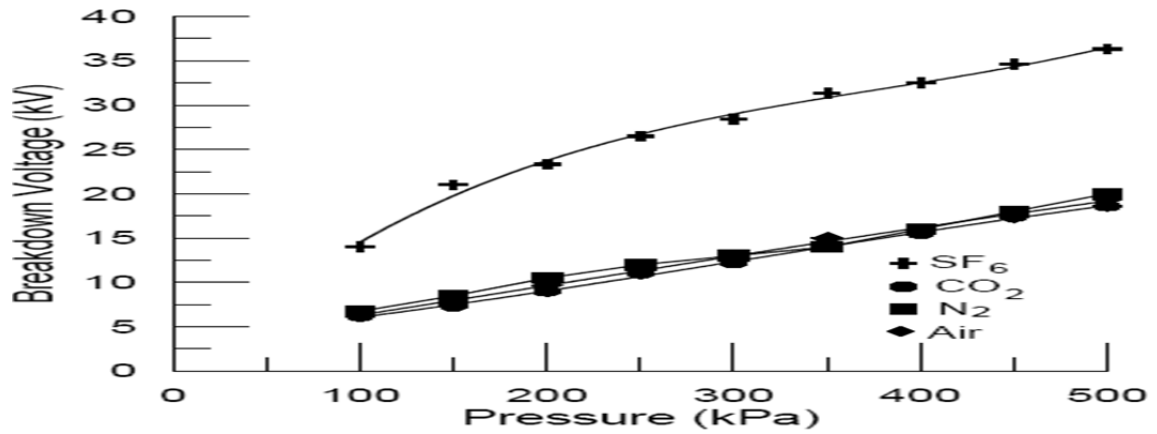
Ce travail a été consacré à la détermination de la tension de claquage du gaz SF₆ contentant dans une géométrie de type pointe-positive-plan dans les conditions normales d'humidité et température. Le rayon de la courbure de la pointe est de 1 mm. Ce travail a été réalisé en deux étapes:

En première étape, des généralités sur les décharges électriques dans les gaz et les réseaux de neurones artificiels ont été exposés pour saisir ce qui a été expliqué durant la partie simulation de notre travail.

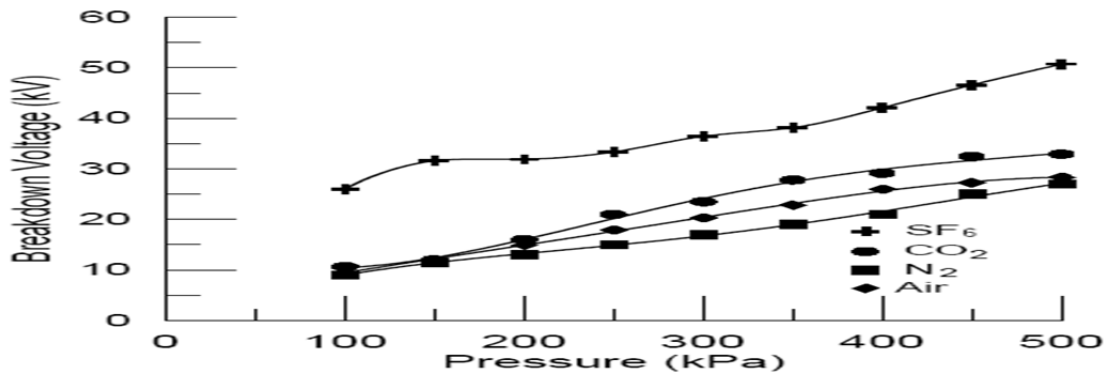
En seconde partie nous avons appliqué les RNA pour la détermination de la tension de claquage de SF₆ compris dans une géométrie d'électrodes de type pointe-plan. Dans cette partie de travail, nous avons en premier lieu collecté une base de données à partir des travaux publiés qui visent à déterminer expérimentalement la tension de claquage de SF₆ pour différentes pressions et espaces inter-électrodes dans une géométrie d'électrodes pointe-plan. La base de données collectée a été divisée en deux parties, la première partie qui contient la base de données la plus large a été utilisée pour l'apprentissage du RNA et la deuxième a été utilisée pour valider notre RNA. Ces deux bases de données collectées sont entièrement différentes.

En deuxième lieu nous avons utilisé l'interface graphique NNtool sous MATLAB pour implémenter notre RNA en utilisant une base de données collectée comme déjà expliqué. Les différentes étapes de la création et l'application de notre RNA ont été bien détaillées durant cette partie de travail. Les résultats obtenus ont montré une très grande efficacité des RNA pour la détermination de la tension de claquage de SF₆ pour la géométrie d'électrodes étudiée. L'application des RNA comme expliqué durant notre travail peuvent donner un aide important pour l'étude des décharges pointe-plan dans le SF₆ pour différentes pressions de SF₆ et distances entre électrodes point-plan.

Annexe



FigureA1.1. Variation of breakdown voltage with pressure in SF₆, CO₂, N₂, Air, for 5 mm gap spacing.



FigureA1.2. Variation of breakdown voltage with pressure in SF₆, CO₂, N₂, Air, for 10 mm gap spacing

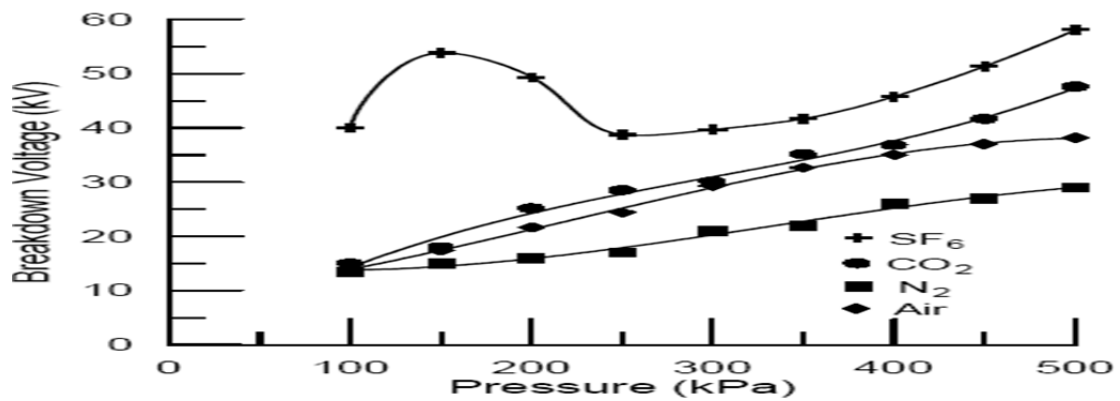


Figure .A1.3. Variation of breakdown voltage with pressure in SF₆, CO₂, N₂, Air, for 15 mm gap spacing.

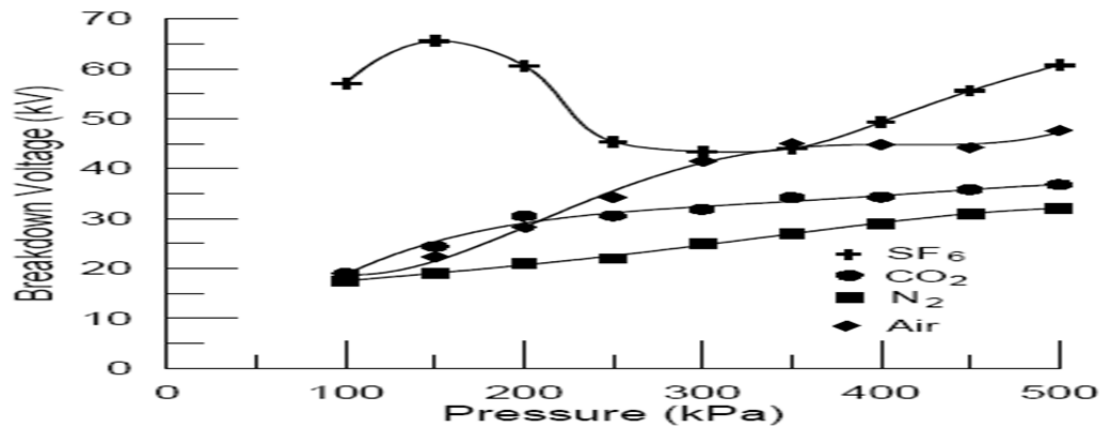


Figure .A1.4. Variation of breakdown voltage with pressure in SF6, CO2, N2, Air, for 20 mm gap spacing.

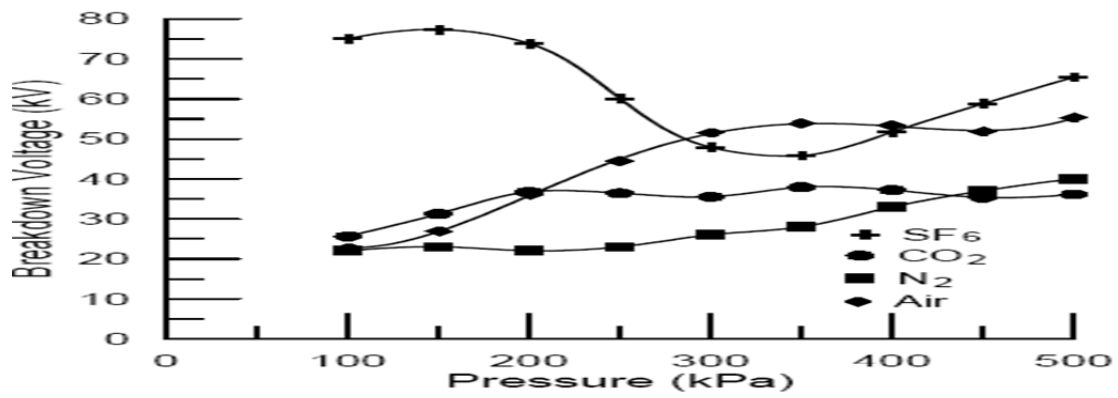


Figure A1.5. Variation of breakdown voltage with pressure in SF6, CO2, N2, Air, for 25 mm gap spacing.

Références

[1] S. Djedjiga, "Effet de la décharge couronne sur les surfaces isolants et les surfaces métalliques", Mémoire magister, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2011.

[2] M. Giralt, "Adaptation d'un modèle de décharge en vue de son application conception de l'isolement aérienne H.T et T.H.T", Thèse de doctorat, École Centrale de Lyon-France, 1999.

[3] 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, Institut national polytechnique de Toulouse, 2007.

[4] Y. Bourek, "Etude de la décharge électrique par l'intelligence artificielle", thèse de doctorat, Université de Batna2, 2016.

[5] M. Debit, "Etude de phénomènes de pré claquage à l'interface d'une isolation mixte solide/gaz", mémoire de magister en électrotechnique, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2012.

[6] L. M. Coulibaly, "Caractérisation des décharges électriques se propageant aux interfaces gaz/solide – Relation entre propriétés des matériaux et dimension fractale", thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon, 2009.

[7] A. Tilmatine, "Support de cours de- Chapitre 2: Phénomènes d'ionisation dans les gaz".

https://www.univ-sba.dz/fsi/downloads/ETL437-Chapitre_2.pdf.

[8] L. Calia, "Etude de l'optimisation des isolants d'un point de vue diélectrique pour les contraintes du GIS", Thèse de doctorat de l'Université de Grenoble, 2010.

- [9] F.Khodja,"Conception d'un système intelligent à base de réseaux de neurones artificiels pour l'étude de la dynamique des streamers à la surface des polymères", Thèse d'ingénieur d'Etat de l'USTHB, Université d'Oran, 2011.
- [10] E. M. Brakni,"Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire infini TEM", Mémoire de maîtrise en ingénierie, université de Québec à Chicoutimi, 2011.
- [11] R. Mahadoui,"Diagnostic industriel par neuro-flou-application à un système de production", Ingénieur d'état en Informatique Université de Batna,2011 .
- [12] T. Norbert ,"Treillis de Galois et réseaux de neurones : une approche constructive d'architecture des réseaux de neurones", Thèse de doctorat , Université d'Artois Faculté des Sciences Jean Perrin, 2010.
- [13] Y. Hammouche ,"Comparaison de plusieurs méthodes pour la prédiction de la Charge Electrique Nationale", Mémoire de magister, Université Badji Mokhtar , Annaba, 2009.
- [14] A. J. Radhia " Modélisation de la relation entre les paramètres du procédé plasma et les caractéristiques de la qualité du matériau textile par apprentissage de données physiques", Thèse de doctorat, Université de Lille1, 2010.
- [15] Y. Elmir, H.Boutelli, "Détermination de la tension de seuil d'initiation de la couronne dans le mélange SF₆-N₂ par réseaux de neurones artificiels", Mémoire master académique, Université de Kasdi Merbah-Ouargla, 2016.
- [16] E.Önal,"Breakdown characteristics of gases in non-uniform fields", Istanbul Technical University Journal, 2011.
- [17] C. Belkacem ,"Etude du comportement non linéaire et de l'endommagement sous sollicitation thermomécaniques des structures mécaniques", Mémoire de magister, université de Batna , 2014.

[18] V. Guerin, "Prédiction et compréhension de la densification des poudres commerciales d'alumine et de fer grâce à une approche par réseau de neurones artificiels", Thèse de doctorat en matériaux, Lausanne, EPFL, 2004.

[19] N. Gökçe, M. Eminli, "Model-based test case prioritization using neural network classification", *Computer science & engineering: an international journal (CSEIJ)*, Vol. 4, No. 1, 2014.

Détermination de la tension de claquage du gaz SF6 en utilisant les RNA

Résumé :

Les phénomènes de décharge électrique dans les gaz sont étudiés depuis près de deux siècles, et font toujours l'objet de recherche active auprès des scientifiques. Les RNA sont utilisés dans l'étude des décharges électrique dans les gaz comme une nouveauté importante dans ce domaine. Notre travail traite la détermination de la tension de claquage du gaz électronégatif (SF6) par les réseaux de neurones artificiels (RNA). La géométrie d'électrodes étudiées est du type pointe-plan.

La base de données utilisée pour l'entraînement des RNA et pour la vérification de leurs performances dans l'application envisagée par notre étude est collectée de littérature. Les résultats obtenus ont montrés une grande facilité et aptitude des RNA dans la détermination de la tension de claquage du gaz SF6.

Mots clés: pointe-plan, SF6, RNA, tension de claquage.

Abstract:

The gases electric discharge phenomena have been studied for nearly two centuries, and are always the object of active research with the scientists. ANNs are used in the study of electric discharge in gases as an important novelty in this field. Our work treats the determination of the breakdown voltage of electronegative gas (SF6) using Artificial Neural Networks (ANN). The studied electrodes geometry is point-to-plane type. The database used for ANNs training and verification of their performance in the application envisaged by our study is collected from literature. The obtained results showed a great simplicity and aptitude of ANNs in the determination of breakdown voltage of SF6 gas.

Key-words: ANN, breakdown voltage, point-to-plane, SF6.

تحديد جهد الانهيار في الغاز الكهروسلبي SF6 باستعمال الشبكات العصبونية الاصطناعية

المخلص

تمت دراسة ظاهرة التفريغ الكهربائي في الغازات منذ ما يقرب من قرنين من الزمان، و لا يزال موضوع البحث نشطا لدى العلماء.

الشبكات العصبونية الصناعية استخدمت في دراسة التفريغات الكهربائية في الغازات كابتكار هام في هذا المجال. موضوع بحثنا يعالج تحديد جهد الانهيار في غاز كهرو سلبي بواسطة الشبكات العصبونية الاصطناعية. شكل المجال بين الاقطاب المدروس هو مجال راس مدبب-مستوي.

قاعدة البيانات المستخدمة في تدريب الشبكات العصبونية والتحقق من أدائها في تطبيق دراستنا تم جمعها من اعمال علمية منشورة.

النتائج المتحصل عليها اظهرت سهولة كبيرة وقدرة الشبكات العصبونية RNA في تحديد جهد الانهيار لغاز SF6. **كلمات البحث:** مجال راس مدبب-مستوي ، SF6 ، RNA ، جهد الانهيار.